



HAL
open science

Modélisation prédictive et contrôle avancé des photobioréacteurs solaires

Joris Sébile-Meilleroux

► **To cite this version:**

Joris Sébile-Meilleroux. Modélisation prédictive et contrôle avancé des photobioréacteurs solaires. Autre. Nantes Université, 2023. Français. NNT : 2023NANU4082 . tel-04735064

HAL Id: tel-04735064

<https://theses.hal.science/tel-04735064v1>

Submitted on 14 Oct 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THESE DE DOCTORAT

NANTES UNIVERSITE

ECOLE DOCTORALE N° 602

Sciences de l'Ingénierie et des Systèmes

Spécialité : Génie des procédés

Par

Joris SEBILE-MEILLEROUX

Modélisation prédictive et contrôle avancé des photobioréacteurs solaires

Thèse présentée et soutenue à Saint-Nazaire, le 21 décembre 2023

Unité de recherche : Laboratoire GEPEA, UMR-CNRS 6144

Composition du Jury :

Président et rapporteur :

Cristian TRELEA Professeur, SayFood, Université Paris-Saclay, Palaiseau

Rapporteur :

Oliver BERNARD Directeur de recherche, INRIA, LOV, Université Côte d'Azur, Sophia Antipolis

Examinatrice :

Siham TEBBANI Professeure, L2S, Université Paris-Saclay, Palaiseau

Directeur de thèse :

Jérémy PRUVOST Professeur, GEPEA, Nantes Université, Saint-Nazaire

Co-directrice de thèse :

Mariana TITICA Maître de conférence, GEPEA, Nantes Université, Saint-Nazaire

Co-encadrant de thèse :

Stéphane GRIEU Professeur, PROMES, Université de Perpignan Via Domitia, Perpignan

REMERCIEMENTS

Ce manuscrit, les résultats qu'il présente et les questions auxquelles il amène, tout ça est le fruit de plusieurs acteurs, qui sont intervenus de plus ou moins loin, à plus ou moins long terme ainsi qu'à ceux qui ont eu un impact sur cette aventure qu'est une thèse de doctorat. Cette section vise à les remercier. Je vais tenter d'être relativement succinct, car le manuscrit est déjà bien épais...

Mes premiers remerciements iront à mon directeur de thèse Pr. Jérémie Pruvost et ma co-directrice MCF. Mariana Titica, qui ont mis sur pied ce projet de thèse, déposé auprès du financeur (bourse ADEME, avec la participation de la région Pays de la Loire) suite à ma candidature spontanée. Faire partie des doctorants de l'ADEME a été un réel plaisir.

Mariana, Jérémie, cette thèse n'aurait pas abouti à ces résultats sans vous. Vous m'avez fait confiance, tout en me guidant. Merci pour tout : votre patience, votre expertise, votre pédagogie, votre sympathie, ... En bref, un encadrement efficace et à l'écoute. Un petit merci tout particulier pour votre disponibilité sur les derniers jours avant la soutenance. Merci aussi au Pr. Stéphane Grieu, qui a apporté son expertise sur l'aspect météorologie. Nos échanges ont été instructifs, si bien que j'ai réussi à travailler sur des réseaux neuronaux, ce qui m'aurait semblé un exercice trop ardu il y a quelques années.

Aux membres du jury, Pr. Sihem Tebbani, Pr. Cristian Trelea et DR. Olivier Bernard. Tout d'abord, leurs questions lors de la soutenance, très pertinentes, ont permis de mettre en exergue certains points sur lesquels les travaux pourraient connaître une suite. Au-delà des remerciements, une gratitude presque, d'avoir lu, étudié et évalué le manuscrit dans son intégralité (y compris les annexes), 400...

Travailler dans l'équipe BAM du GEPEA a été stimulant, surtout en présence des doctorants parmi lesquels l'esprit d'entraide était primordial, même logique. Merci à tous ceux qui ont simplement apporté des réponses, à toutes les questions simples que j'ai pu me poser. Aussi, nous avons pu être fiers d'avoir créé le bureau des doctorants, pour créer une synergie entre les doctorants des différents sites. Merci aussi à ceux qui ont aidé pour le lancement de l'initiative Labos1Point5. J'espère que ces initiatives

perdurèrent chez les futurs doctorants. En tentant d'être succinct, je tiens à remercier tout particulièrement Fernando, Hugo, Flora, Vladimir, Solène, Marlène, Antoine, Philippe, Julie, Jack et Robin (AlgoSource). Et Julien, évidemment, mon voisin de bureau, collègue devenu meilleur ami. Julien, merci pour tous ces moments, tu es la cause de tellement de mes fous rires pendant la thèse ! Mais plus sérieusement tu as été d'une grande aide technique, merci énormément pour ça. Sans tes conseils, la phase de programmation aurait été plus longue, plus fastidieuse, ou que sais-je...

Aussi, quel bonheur cela a été de travailler sur la plateforme AlgoSolis en compagnie de toute l'équipe : Laura, Jordan, Benjamin, Manu. Merci pour tous les conseils, et un merci particulier à toi Manu, pour toute l'aide que tu as pu apporter au projet. Laura, une pensée toute particulière pour toi aussi, pour tous ces bons moments que l'on a pu partager, tellement de bonheur. Merci aussi pour les séances de running, en compagnie aussi de Sébastien, Delphine et Margot. Je me ferai une joie d'en refaire avec vous dès que je repasserai sur Saint-Nazaire. Merci Maëlle, pour l'aide que tu as pu apporter pendant ton stage sur AlgoSolis. Cela a permis de gagner du temps sur la maîtrise du pilote et sa stérilisation.

Pour toute la gestion administrative pendant ma thèse, merci à Marie-Pierre, Carole, Laurence, Laurette, Christelle.

Anthony, merci à toi aussi pour toutes les séances de footing du soir que l'on a pu partager, c'est en partie grâce à ça que j'ai pu progresser. Ce qui me permet de remercier les doctorants de l'IREENA pour leur contribution à une cohésion inter-doctorants entre les deux équipes. Je fais référence aux soirées, pendant lesquelles nos travaux scientifiques revenaient systématiquement sur la table (il est difficile de réellement décrocher). Une pensée particulière à Christophe, Arthur et Sarra.

Merci à mes amis « hors boulot », pour les vacances, sorties ou autres moments qui m'ont permis de faire quelques petites pauses durant la thèse, afin de relever un peu « la tête du guidon ». Une petite pensée particulière à Nathan et Arnaud.

Merci à ma famille, qui m'a soutenu, qui a tenté de comprendre en quoi consistait ma thèse. Merci à mes parents, qui m'ont présenté les sciences étant jeune. Merci à mon grand-père, qui m'a éduqué jeune aux enjeux environnementaux.

Pour terminer, merci Stéphanie. Je ne t'aurai pas rencontré si ma thèse ne fut pas si longue. Merci d'avoir été à mes côtés, de m'avoir soutenu jusqu'au bout. Et désolé pour le rythme intense des derniers moments. Merci d'être toi, de m'apporter ce bonheur. Continuons cette vie, ensemble.

LISTE DES COMMUNICATIONS

Communications nationales sans acte

- *Modélisation, optimisation et contrôle avancé des photobioréacteurs solaires pour la production à grande échelle de microalgues*, Poster, Journées Des Doctorants de l'ADEME, Angers, 2019
- Exposition grand public "La Mer XXL", Nantes (44), 2019

Communications internationales avec actes

- *Dynamic optimization of closed photobioreactors in solar conditions. A simulation study*,
Congrès ICSTCC2022, Sinaia (Roumanie), 2020
<https://doi.org/10.1109/ICSTCC50638.2020.9259653>
- *Continuous operation of a solar photobioreactor with linearizing control – A simulation study*, Congrès ESCAPE32, Toulouse (31), 2022
<https://doi.org/10.1016/B978-0-323-95879-0.50068-0>

Article de revue (en préparation)

- *Control strategies for microalgae production in solar conditions – Simulation study of “flat panel” closed photobioreactors*

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION GENERALE	1
CHAPITRE I VERS LA PRODUCTION INDUSTRIELLE DES MICROALGUES : ENJEUX ET PROBLEMATIQUES DE LA GESTION OPTIMALE DES PHOTOBIOREACTEURS	5
I.1 – Intérêts suscités par les microalgues	7
I.1.1 – Une alternative durable.....	7
I.1.2 – Marché industriel actuel.....	8
I.1.3 – Systèmes de culture.....	10
I.1.3.1 – Généralités sur les systèmes de culture	10
I.1.3.2 – Systèmes ouverts.....	11
I.1.3.3 – Systèmes fermés	12
I.1.4 – Problématiques économiques et techniques	13
I.2 – Mécanismes de croissance des microalgues en photobioréacteur	16
I.2.1 – Généralités sur la croissance des microorganismes photosynthétiques	16
I.2.1 – Effet de la lumière	16
I.2.2 – Effet des nutriments et du pH.....	21
I.2.3 – Effet de la température	22
I.2.4 – Effet de l’oxygène dissous dans le milieu de culture	23
I.3 – Modélisation mathématique de la croissance d’une microalgue en photobioréacteur	24
I.3.1 – Méthodes de discrétisation du milieu de culture.....	24
I.3.2 – Formulation des modèles de croissance	25
I.3.3 – Formulation des modèles radiatifs.....	27
I.4 – Stratégies d’optimisation de production	28
I.4.1 – Leviers de suivi et de conduite d’un système de production de microalgues.....	28
I.4.2 – Stratégies en lumière constante.....	30
I.4.3 – Stratégies en lumière variable.....	31

CHAPITRE II METHODOLOGIE DE MODELISATION ET DE CONTRÔLE D'UN PHOTOBIOREACTEUR PLAN EN CONDITIONS SOLAIRES	35
II.1 – Modélisation du système	37
II.1.1 – Modèle biologique	37
II.1.1.1 – Bilan de matière	37
II.1.1.2 – Cinétique de croissance.....	37
II.1.2 – Modèle radiatif.....	41
II.1.2.1 – Gradient de lumière	41
II.1.2.2 – Modèle à deux flux	42
II.1.2.3 – Distribution de la ressource lumineuse solaire.....	47
II.1.2.4 – Régime lumineux	48
II.1.3 – Modèle thermique	50
II.1.4 – Adaptation du modèle aux conditions solaires	56
II.2 – Elaboration des stratégies de contrôle	58
II.2.1 – Problème de commande	58
II.2.2 – Stratégies en boucle ouverte.....	59
II.2.3 – Stratégie de contrôle en boucle fermée (loi de commande linéarisante).....	61
II.2.4 – Stratégie de contrôle prédictif	63
II.3 – Implémentation numérique des stratégies de contrôle	66
II.3.1 – Définition des scénarios de simulation.....	66
II.3.2 - Structure globale du modèle dynamique retenu.....	70
II.3.3 – Environnement de simulation	72
II.3.4 – Système d'étude	74
II.3.5 – Comportement dynamique global du modèle	75

CHAPITRE III DEVELOPPEMENT D'ALGORITHMES DE CONTROLE POUR UNE OPTIMISATION DE PRODUCTION EN BIOMASSE.....79

III.1 – Contrôle en boucle ouverte.....	81
III.1.1 – Mise en place	81
III.1.2 – Profils semi-continus dépendants du cycle jour/nuit	82
III.1.3 – Profils semi-continus indépendants du cycle jour/nuit	84
III.1.4 – Synthèse des performances des modes de dilution.....	86
III.2 – Stratégie de contrôle linéarisant	89
III.2.1 – Définition de la constante de réglage	89
III.2.2 – Définition de la consigne de concentration en biomasse.....	90
III.2.2.1 – Opération en mode luminostatique en conditions solaires	90
III.2.2.2 – Opération en mode turbidostatique en conditions solaires.....	92
III.2.3 – Evaluation des productivités obtenues avec le contrôle linéarisant	93
III.3 – Stratégie de contrôle prédictif.....	96
III.3.1 – Sélection d'un algorithme d'optimisation d'un critère de production	96
III.3.2 – Réduction du coût calculatoire	97
III.3.2.1 – Ajustements algorithmiques	97
III.3.2.2 – Initialisation de la concentration en biomasse	97
III.3.2.3 – Initialisation de la commande.....	98
III.3.3 – Influence des horizons temporels de la stratégie MPC	101
III.3.4 – Influence des critères d'optimisation	104
III.4 – Etude comparative des dynamiques et performances des stratégies de contrôle	108
III.4.1 – Conditions théoriques de non-photosensibilité	108
III.4.1.1 – Influence des stratégies sur le comportement en dynamique.....	108
III.4.1.2 – Influence des stratégies sur la lumière au sein du milieu	110
III.4.1.3 – Performances de production	110
III.4.2 – Etude de la photosensibilité de la souche.....	114
III.4.2.1 – Influence des seuils de photosensibilité	114
III.4.2.2 – Influence des seuils de concentration	116
III.4.2.3 – Influence sur les optima de croissance	118
III.4.2.4 – Effet du seuil de photosensibilité sur la stratégie MPC	120

CHAPITRE IV METEOROLOGIE ET OPTIMISATION DE PRODUCTION DE BIOMASSE127

IV.1 – Introduction des phénomènes atmosphériques et effet des stratégies de contrôle	129
IV.1.1 – Méthodologie de simulation d'évènements météorologiques courts	129
IV.1.2 – Effet des aléas climatiques sur les stratégies d'optimisation de la production	131
IV.1.2.1 – Intensité du phénomène climatique	131
IV.1.2.2 – Intérêt de la prédiction du phénomène climatique.....	142
IV.2 – Prédiction météorologique optimale.....	146
IV.2.1 – Simulation d'évènements météorologiques longs	146
IV.2.2 – Horizon de prédiction optimal	147
IV.2.2.1 – Conditions de prédiction parfaites.....	147
IV.2.2.2 – Simulation des conditions de prédiction typiques	153
IV.3 – Modèle de prédiction météorologique	157
IV.3.1 – Paramètres météorologiques d'intérêt	158
IV.3.2 – Etat de l'art.....	160
IV.3.2.1 – Prévision numérique du temps	160
IV.3.2.2 – Méthodes d'apprentissage.....	161
IV.3.2.3 – Réseau de neurones LSTM.....	162
IV.3.3 – Construction d'un modèle LSTM.....	169
IV.3.3.1 – Méthodologie de construction.....	169
IV.3.3.2 – Prédiction « one-step ahead »	174
IV.3.3.3 – Prédiction « multi-step ahead »	184
IV.3.4 – Construction d'un modèle ciel clair atténué.....	194
IV.3.4.1 – Principe de la prédiction basée sur le ciel clair.....	194
IV.3.4.2 – Mise en place du modèle de ciel clair atténué.....	195
IV.3.5 – Performances de prédiction comparées au LSTM	198

CHAPITRE V VERS L'IMPLEMENTATION EN CONDITIONS REELLES DES STRATEGIES DE CONTRÔLE DE LA PRODUCTION SOLAIRE DE MICROALGUES.....	203
V.1 – Application à l'optimisation à la production de microalgues – étude en simulation	205
V.1.1 – Scénarios annuels de simulation.....	205
V.1.2 – Hypothèses de fonctionnement.....	207
V.1.3 – Définition des constantes de contrôle.....	207
V.1.3.1 – Utilisation du scénario d'ajustement.....	207
V.1.3.2 – Périodes d'adaptation.....	209
V.1.4 – Productions et consommations.....	214
V.1.4.1 – Stratégies non-adaptatives.....	214
V.1.4.2 – Stratégies adaptatives.....	223
V.1.4.3 – Evaluation des intérêts industriels.....	228
V.1.5 – Sensibilité aux contraintes d'implémentation.....	232
V.2 – Validation expérimentale de la stratégie optimale.....	246
V.2.1 – Matériels et méthodes.....	246
V.2.1.1 – Système de culture.....	246
V.2.1.2 – Implémentation pratique des stratégies.....	248
V.2.2 – Performances en conditions solaires réelles.....	256
V.2.2.1 – Validation des productivités des systèmes plans.....	256
V.2.2.2 – Validation de la stratégie optimale.....	266
CONCLUSION GENERALE.....	281
PERSPECTIVES	285
NOMENCLATURE.....	289
REFERENCES.....	295
ANNEXES	313

LISTE DES FIGURES

Figure 1. Graphe de dépendance des sections	4
Figure 2. Thèmes de recherche liés aux microalgues en Europe en 2019. Repris depuis [24].....	7
Figure 3. Production industrielle de biomasse algale en Europe en 2019 : a) sites et b) nombre d'entreprises. Repris depuis [53] et [54]	9
Figure 4. Systèmes de culture ouverts communs : a) lagune en Australie, b) raceway au Japon [60], c) système à cascade en Belgique [61].....	11
Figure 5. Photobioréacteurs communs sous éclairage solaire : a) tubulaire au Pays-Bas [67], b) raceway en France, c) biofaçade en France (plateforme AlgoSolis de Saint-Nazaire)	12
Figure 6. Photobioréacteurs communs sous éclairage artificiel : a) colonnes, b) système plan (spirulinasource.com), c) système torique (pilote de laboratoire).....	13
Figure 7. Répartition des applications commerciales des macroalgues et microalgues en Europe. Repris depuis [54].....	14
Figure 8. Ensoleillement moyen à la surface de la Terre (depuis https://globalsolaratlas.info/map).....	15
Figure 9. Mécanisme de photosynthèse : réactions claires et réactions sombres (cycle de Calvin). Repris depuis [76].....	17
Figure 10. a) Spectre solaire AM 1.5 et b) énergies associées.....	19
Figure 11. Courbe P/I caractéristique des microalgues	21
Figure 12. Forme du carbone inorganique dissous en fonction du pH	22
Figure 13. Méthodes de discrétisation du milieu de culture.....	24
Figure 14. Flux lumineux reçus par les cellules : a) propagation dans le milieu, b) représentation schématique du modèle radiatif à deux flux (d'après [145]).....	42
Figure 15. Spectre du coefficient massique d'absorption pour <i>Chlorella vulgaris</i>	44
Figure 16. Spectre du coefficient massique de diffusion pour <i>Chlorella vulgaris</i>	44
Figure 17. Spectre de la fraction rétro-diffusée pour <i>Chlorella vulgaris</i>	45
Figure 18. Profils d'irradiance locale avec a) 80 % de flux collimaté b) 80 % de flux diffus	47
Figure 19. Profils d'irradiance locale en profondeur de culture en fonction a) de la concentration en biomasse b) de la teneur pigmentaire	48
Figure 20. Régimes lumineux a) cinétique, b) luminostatique, c) photo-limité	49
Figure 21. Flux thermiques échangés pour un système PBR plan incliné de faible épaisseur	51
Figure 22. Allure de la pénalité Φ_i relative à l'effet des fortes intensités lumineuses sur la croissance	57
Figure 23. Identification du taux optimal de dilution du milieu en lumière constante.....	59
Figure 24. Schéma-bloc d'une stratégie de production de biomasse en boucle ouverte.....	60
Figure 25. Schéma-bloc de la stratégie turbidostatique.....	62
Figure 26. Schéma-bloc de la stratégie luminostatique.....	63
Figure 27. Concentration en biomasse équivalente à une captation lumineuse idéale en fonction des caractéristiques lumineuses.....	63
Figure 28. Processus d'optimisation sur horizon glissant avec la stratégie MPC.....	64
Figure 29. Schéma-bloc de la stratégie MPC.....	65
Figure 30. Critères de performances d'un PBR : production, croissance, captation lumineuse	66
Figure 31. Profil de base d'une journée typique	67
Figure 32. Temps d'ensoleillement quotidien à Nantes	68
Figure 33. Densité de flux totale maximale quotidienne à Nantes	69
Figure 34. Facteur de couverture nuageuse moyen à Nantes	69
Figure 35. Objectifs du modèle global	70
Figure 36. Architecture interne du modèle global	71
Figure 37. Apparition des équilibres pour des profils de lumière répétés : a) profils d'hiver nuageux, b) profils d'été ensoleillé.....	76
Figure 38. Définition d'un taux de dilution limite pour la stratégie constante.....	81

Figure 39. Atteinte du pseudo-équilibre en dilution constante avec a) point d'initialisation bas, b) point d'initialisation haut	82
Figure 40. Identification des optima de dilution en boucle ouverte : a) mode « constant », b) mode « lever de soleil »	83
Figure 41. Application des sets de dilution à heure fixe a) en journée d'hiver ensoleillé b) en journée d'été ensoleillé	85
Figure 42. Optima de production de l'ensemble des stratégies en boucle ouverte a) en journée d'hiver ensoleillé b) en journée d'été ensoleillé	86
Figure 43. Effet des stratégies en boucle ouverte sur la culture en journée d'été ensoleillé a) loi de commande, b) concentration en biomasse	87
Figure 44. Effet des stratégies en boucle ouverte sur la culture en journée d'été ensoleillé a) lumière moyenne absorbée, b) fraction illuminée	87
Figure 45. Stratégie de contrôle linéarisante avec cible luminostatique idéale en journée d'été ensoleillé : a) taux de dilution appliqué, b) concentration en biomasse	90
Figure 46. Concentration en biomasse à l'équilibre avec divers cinétiques de croissance en contrôle linéarisant et suivi luminostatique : a) journée d'hiver ensoleillé, b) journée d'été ensoleillé	91
Figure 47. Evolution des fractions illuminées au 1 ^{er} jour simulé avec divers cibles luminostatiques en contrôle linéarisant : a) journée d'hiver ensoleillé, b) journée d'été ensoleillé	91
Figure 48. Atteinte des cibles turbidostatiques avec un contrôle linéarisant : a) journée d'hiver ensoleillé, b) journée d'été ensoleillé	92
Figure 49. Identification des consignes turbidostatiques optimales en contrôle linéarisant	94
Figure 50. Application des consignes turbidostatiques optimales : a) loi de commande, b) concentration en biomasse	95
Figure 51. Atteinte du pseudo-équilibre avec la stratégie MPC avec a) initialisation à une valeur basse de concentration, b) initialisation à une valeur haute de concentration	98
Figure 52. Effet du profil initial de commande sur la stratégie MPC en été ensoleillé : a) loi de commande, b) concentration en biomasse	99
Figure 53. Effets des horizons propres à la stratégie MPC sur a) l'optimum de productivité, b) le coût calculatoire	103
Figure 54. Illustration à long terme de la robustesse du profil de concentration en biomasse avec l'application de <i>Crit2</i> (2 ^{ème} au 4 ^{ème} jour)	104
Figure 55. Stratégies MPC appliquées en été ensoleillé : a) loi de commande, b) concentration en biomasse	106
Figure 56. Stratégies MPC appliquées en été ensoleillé : a) biomasse récoltée, b) vitesse de croissance, c) captation lumineuse	106
Figure 57. Stratégies pré-validées en été ensoleillé : a) loi de commande, b) concentration en biomasse	109
Figure 58. Stratégies pré-validées en été ensoleillé : a) lumière absorbée, b) régime lumineux	110
Figure 59. Processus de pré-validation des stratégies : a) hiver ensoleillé, b) été ensoleillé	111
Figure 60. Modélisation de la photosensibilité des souches : a) pénalités appliquées, b) effet sur la croissance (concentration de $1 \text{ gX} \cdot \text{L} - 1$)	114
Figure 61. Effet de la photosensibilité sur la concentration en biomasse (année 2015) : a) dilution constante à $0.02 \text{ h} - 1$, b) dilution constante à $0.06 \text{ h} - 1$	116
Figure 62. Influence de l'ajout d'une photosensibilité sur les seuils de concentration en biomasse en conditions ensoleillées a) en fonction de la lumière reçue, b) en fonction du seuil de photosensibilité	118
Figure 63. Influence de l'ajout d'une photosensibilité sur le régime lumineux optimal en été ensoleillé : a) seuils de concentrations en biomasse, b) fractions illuminées associées	119
Figure 64. Stratégie MPC appliquée sur différents seuils de photosensibilité en hiver ensoleillé a) loi de commande, b) concentration en biomasse	120
Figure 65. Stratégie MPC appliquée sur différents seuils de photosensibilité en été ensoleillé a) loi de commande, b) concentration en biomasse	121
Figure 66. Stratégie MPC appliquée sur différents seuils de photosensibilité en été ensoleillé a) lumière absorbée, b) régime lumineux	122
Figure 67. Motif de construction des événements météorologiques brefs : a) nuages en journée ensoleillée, b) éclaircies en journée nuageuse	129

Figure 68. Effet d'apparitions nuageuses parfaitement prédites sur une journée d'été ensoleillé :	
a) loi de commande et b) concentration en biomasse.....	132
Figure 69. Effet d'apparitions d'éclaircies parfaitement prédites sur une journée d'été nuageux :	
a) loi de commande et b) concentration en biomasse.....	133
Figure 70. Productions et stress lumineux à l'équilibre avec la stratégie constante appliquée à des journées avec évènements : a) été nuageux avec éclaircies, b) été ensoleillé avec nuages.....	135
Figure 71. Production de biomasse liée à la ressource lumineuse disponible : a) évènements météo non anticipés, b) évènements météo parfaitement anticipés.....	139
Figure 72. Effets de l'intensité des évènements sur l'efficacité de l'exploitation lumineuse : a) évènements non anticipés, b) évènements parfaitement anticipés.....	140
Figure 73. Pertes d'exploitation lumineuse engendrées par des évènements météorologiques : a) apparition de nuages, b) apparition d'éclaircies	141
Figure 74. Qualité de la prédiction de l'apparition de phénomènes nuageux sur une journée d'été ensoleillé : a) loi de commande et b) concentration en biomasse	143
Figure 75. Qualité de la prédiction de l'apparition d'éclaircies sur une journée d'été nuageuse :	
a) loi de commande et b) concentration en biomasse.....	144
Figure 76. Capacités de production suite à la prédiction d'évènements brefs : a) éclaircies en journée d'été nuageuse et b) nuages en journée d'été ensoleillé	145
Figure 77. Production par stratégie MPC en fonction de l'horizon de prédiction ($T_s = 1$ jour) a) avec photosensibilité faible, b) avec photosensibilité moyenne	148
Figure 78. Effets d'une prédiction parfaite de la lumière sur différents horizons longs ($T_s = 2$ jours) : a) loi de commande b) concentration en biomasse	150
Figure 79. Construction d'une erreur de prédiction météo typique sur un horizon long	154
Figure 80. Répartition des flux thermiques échangés au sein d'un PBR régulé à 23 °C (Nantes, 2015) : a) influence du soleil, b) influence de la part radiative	159
Figure 81. a) Satellite MSG [193] b) Imagerie satellite à usage public (Narabeen Beach, Australie) [194]	161
Figure 82. Exemples d'application des réseaux de neurones : a) détection de véhicules [217], b) reconnaissance faciale [218].....	163
Figure 83. Réseau de neurones a) à propagation avant b) récurrent	164
Figure 84. Fonctionnement d'une cellule LSTM	165
Figure 85. Fonctions d'activation : a) sigmoïde b) tangente hyperbolique	167
Figure 86. Réduction de la fonction de coût en phase d'entraînement avec a) un taux d'apprentissage faible, b) un taux d'apprentissage élevé	169
Figure 87. Hyperparamètres étudiés	170
Figure 88. Appareils de mesures : a) pyranomètre (modèle BF5 de Delta-T Devices), b) station météorologique (modèle Vantage Pro 2 de Davis Instruments)	171
Figure 89. Données locales d'AlgoSolis utilisées pour la construction du modèle météorologique	171
Figure 90. Interface Matlab pour la phase d'apprentissage du modèle : a) RMSE, b) fonction de coût	173
Figure 91. Principe de la prédiction à un pas (« one-step ahead »).....	174
Figure 92. Diminution de l'erreur de prédiction par recherche des hyperparamètres optimaux.....	176
Figure 93. Minimisation de l'erreur de prédiction du modèle « one-step ahead » par recherche a) de la taille optimale du support d'observation, b) de la topologie optimale	177
Figure 94. Architecture optimale du modèle météorologique en prédiction « one-step ahead ».....	179
Figure 95. Prédiction à un pas de <i>DHI</i> (« one-step ahead ») : a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020	180
Figure 96. Prédiction à un pas de <i>GHI</i> (« one-step ahead ») : a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020	181
Figure 97. Prédiction à un pas de <i>swind</i> (« one-step ahead ») : a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020	181
Figure 98. Prédiction à un pas de <i>Text</i> (« one-step ahead ») : a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020	182
Figure 99. Prédiction des 4 paramètres météo sur 2 jours par le modèle « one-step ahead ».....	183
Figure 100. Principe de la prédiction à plusieurs pas (« multi-step ahead »).....	185
Figure 101. Minimisation de l'erreur de prédiction du modèle « multi-step ahead » par recherche a) de la taille optimale du support d'observation, b) de la topologie optimale.....	186
Figure 102. Architecture optimale du modèle météorologique en prédiction « multi-step ahead ».....	188

Figure 103. Prédiction du <i>DHI</i> au premier pas de temps (« multi-step ahead ») : a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020	189
Figure 104. Prédiction du <i>GHI</i> au premier pas de temps (« multi-step ahead ») : a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020	189
Figure 105. Prédiction de <i>swind</i> au premier pas de temps (« multi-step ahead ») : a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020	190
Figure 106. Prédiction de <i>Text</i> au premier pas de temps (« multi-step ahead ») : a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020	190
Figure 107. Prédiction des 4 paramètres météo sur 2 jours par modèle « multi-step ahead ».....	192
Figure 108. Prédiction de <i>GHI</i> par modèles de ciel clair : a) premières heures de février b) premières heures d'août	196
Figure 109. Performances de prédiction de <i>GHI</i> par ciel clair : a) modèle d'Adnot, b) modèle présenté.....	197
Figure 110. Profils de lumière prédits par les modèles LSTM et CCA : a) février 2015 b) août 2015.....	198
Figure 111. Performances de prédiction en 2015 par les modèles a) LSTM b) CCA	199
Figure 112. Profils d'ensoleillement de Nantes réel (2015) et typique (moyenne sur 10 ans)	205
Figure 113. Identification des constantes optimales sur une année	208
Figure 114. Adaptation périodique du taux de dilution de la stratégie constante	211
Figure 115. Adaptation périodique de la consigne de la stratégie turbidostatique.....	211
Figure 116. Régression entre constantes optimales de contrôle et lumière : a) taux de dilution, b) consigne de concentration en biomasse	213
Figure 117. Paramètres liés au milieu de culture en février 2015 avec stratégies non-adaptatives : a) loi de commande, b) concentration en biomasse	215
Figure 118. Paramètres liés au milieu de culture en août 2015 avec stratégies non-adaptatives : a) loi de commande, b) concentration en biomasse	216
Figure 119. Production cumulée sur 2015 avec photosensibilité faible.....	217
Figure 120. Répartition des productions saisonnières sur 2015 avec stratégies non-adaptatives	218
Figure 121. Production cumulée sur 2015 sans photosensibilité.....	219
Figure 122. Concentration en biomasse en février 2015 avec stratégies adaptatives : a) dilution constante, b) stratégie turbidostatique	224
Figure 123. Concentration en biomasse en août 2015 avec stratégies adaptatives : a) dilution constante, b) stratégie turbidostatique	224
Figure 124. Détail saisonnier du bilan du CO ₂ pour l'ensemble des stratégies adaptatives	229
Figure 125. Influence des incertitudes de mesure sur la stratégie turbidostatique en été : a) loi de commande, b) concentration en biomasse	235
Figure 126. Influence des incertitudes de mesure sur la stratégie optimale en été : a) loi de commande, b) concentration en biomasse	235
Figure 127. Influence des incertitudes de prédictions sur la stratégie turbidostatique en été : a) loi de commande, b) concentration en biomasse	236
Figure 128. Influence des incertitudes de prédiction sur la stratégie optimale en été : a) loi de commande, b) concentration en biomasse	237
Figure 129. Effet des modèles de prédiction de lumière sur la stratégie optimale en été : a) flux solaires prédits, b) concentration en biomasse.....	238
Figure 130. Production de biomasse face aux erreurs de : a) mesure des flux solaires, b) mesure de la concentration, c) prédiction des flux solaires, d) prédiction de la croissance, e) mesures combinées, f) prédictions combinées, g) mesures et prédictions combinées	241
Figure 131. Pertes relatives de production face aux erreurs de : a) mesure des flux solaires, b) mesure de la concentration, c) prédiction des flux solaires, d) prédiction de la croissance, e) mesures combinées, f) prédictions combinées, g) mesures et prédictions combinées.....	244
Figure 132. Photobioréacteurs plans utilisés pour la campagne expérimentale.....	246
Figure 133. Schéma P&ID de la validation expérimentale sur photobioréacteurs plans d'AlgoSolis	249
Figure 134. Illustration de la montée en échelle	257
Figure 135. Températures des milieux avec régulation par seul échangeur thermique le 31 mai 2022.....	259
Figure 136. Comparaison des concentrations en biomasse en mode batch le 31 mai 2022.....	260
Figure 137. Comparaisons des pigments le 31 mai 2022.....	262

Figure 138. Comparaisons des concentrations du 29 avril au 10 mai 2022	263
Figure 139. Comparaisons des pigments du 29 avril au 10 mai 2022	264
Figure 140. Echantillons de culture (PBR1, grossi X400) : a) inoculation (29 avril 2022), b) 6 mai 2022.....	265
Figure 141. Echantillons de culture du 6 mai 2022 (grossis X1000) : a) PBR1, b) PBR2	265
Figure 142. Production attendue sur la campagne et maximum atteignable avec la stratégie constante.....	267
Figure 143. a) Concentrations en biomasse au sein des systèmes, b) volume quotidien récolté	272
Figure 144. Journée du 6 août : a) température du milieu, b) pH et CO ₂ dans le PBR1, c) pH et CO ₂ dans le PBR2	273
Figure 145. Journée du 6 août : a) prédiction de la lumière, b) commandes	274
Figure 146. Concentration microalgale mesurée et prédite : a) modèle de croissance utilisé (6 août 2022), b) comparaison au modèle sans photosensibilité (27 juillet 2022)	275
Figure 147. Synthèse de production sur la phase expérimentale : a) récoltes quotidienne et cumulée, b) densité microalgale de la récolte	277
Figure 148. Méthodologie de contrôle modulée en fonction des besoins industriels	284
Figure 149. Avancement du modèle global.....	286
Figure 150. Effets couplés de la lumière et de la température sur la croissance, d'après les résultats expérimentaux du laboratoire [20] : a) carte de chaleur des cinétiques, b) modélisation de ces effets avec fonctions de pénalité.....	315
Figure 151. Allure de la pénalité Φ_T relative à l'effet de la température sur la cinétique de croissance	315
Figure 152. Effet de la constante de réglage sur le suivi de consigne : a) consigne constante et lumière variable, b) consigne variable et lumière constante	324
Figure 153. Effet de la constante de réglage sur la commande linéarisante : a) consigne constante et lumière variable, b) consigne variable et lumière constante.....	324
Figure 154. Exemples de simulations d'échelons : a) échelon décroissant de dilution b) échelon croissant de dilution.....	326
Figure 155. Réponse du modèle de <i>Chlorella vulgaris</i> face aux échelons de commande : a) gain statique b) constante de temps.....	327
Figure 156. Capacités d'optimisation des algorithmes Matlab : a) principe de la commande libre b) critère optimisé.....	331
Figure 157. Trajectoire d'optimisation du critère par les algorithmes : a) commande b) critère.....	333
Figure 158. Stratégie MPC appliquée sur les modèles de croissance de souches d'eau douce a) loi de commande, b) concentration en biomasse	340
Figure 159. Stratégie MPC appliquée sur les modèles de croissance de souches marines a) loi de commande, b) concentration en biomasse	341
Figure 160. Identification des optima de production sur divers modèles cinétiques : a) souches d'eau douce, b) souches marines.....	342
Figure 161. Stratégie MPC appliquée sur opérations à volumes constant et variable a) loi de commande, b) concentration en biomasse	345
Figure 162. Trajectoire d'optimisation du critère par les algorithmes : a) sans photosensibilité, b) avec photosensibilité moyenne	347
Figure 163. Stratégie MPC appliquée sur différentes latences de photosensibilité en été ensoleillé a) lumière absorbée, b) régime lumineux.....	349
Figure 164. Effets d'une prédiction typique de la lumière sur différents horizons longs ($T_s = 2$ jours) : a) loi de commande b) concentration en biomasse	350
Figure 165. Climats et villes étudiés.....	356
Figure 166. Scénarios d'ajustement et de validation pour Glasgow et Dongola.....	357
Figure 167. Identification des constantes optimales de contrôle des villes étudiées : a) taux de dilution constant, b) consigne turbidostatique	358
Figure 168. Paramètres liés au milieu de culture en février 2015 à Glasgow : a) loi de commande, b) concentration en biomasse	360
Figure 169. Paramètres liés au milieu de culture en février 2015 à Dongola : a) loi de commande, b) concentration en biomasse	360
Figure 170. Variation de la lumière réelle sur 10 ans de données : a) Glasgow, b) Nantes, c) Dongola.....	362

Figure 171. Effet de la lumière annuelle sur les performances industrielles : a) production, b) consommation	366
Figure 172. Vues arrière et de profil des photobioréacteurs plans en extérieur	367
Figure 173. Zoom sur les appareillages intégrés aux systèmes en extérieur	367
Figure 174. Visuels de la cellule de mesure	368
Figure 175. Circuit de stérilisation des photobioréacteurs plans d'AlgoSolis	381
Figure 176. Circuit de mise en culture des photobioréacteurs plans d'AlgoSolis	382

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I. Stratégies d'optimisation de production en lumière variable.....	32
Tableau II. Paramètres du modèle cinétique pour la souche <i>Chlorella vulgaris</i>	40
Tableau III. Propriétés radiatives pour la souche <i>Chlorella vulgaris</i> ($w_{pig} = 4\%$).....	47
Tableau IV. Paramètres du modèle thermique pour un PBR plan incliné d'AlgoSolis.....	55
Tableau V. Modes de dilution dépendants du cycle jour/nuit.....	60
Tableau VI. Caractéristiques des journées typiques simulées.....	69
Tableau VII. Méthode d'intégration volumique.....	73
Tableau VIII. Méthode de résolution des équations différentielles.....	73
Tableau IX. Valeurs des critères sur le pseudo-équilibre avec modes de production simples.....	76
Tableau X. Productivités optimales pour les 5 stratégies en boucle ouverte.....	84
Tableau XI. Productivités optimales pour les stratégies à heure fixe.....	85
Tableau XII. Performances des stratégies en boucle ouverte pré-validées.....	88
Tableau XIII. Performances de la stratégie turbidostatique pré-validée.....	95
Tableau XIV. Effet de la commande initiale sur les performances de recherche de l'optimum et le coût calculatoire associé.....	100
Tableau XV. Sélection du critère pour la stratégie MPC.....	107
Tableau XVI. Performances de pré-validation des stratégies retenues.....	112
Tableau XVII. Influence de la photosensibilité de la souche sur la stratégie optimale.....	123
Tableau XVIII. Production en biomasse avec événements météorologiques parfaitement prédits.....	134
Tableau XIX. Stress lumineux avec événements météorologiques parfaitement prédits.....	134
Tableau XX. Optima de production avec stratégie constante et événements météo.....	136
Tableau XXI. Stress lumineux avec stratégie constante et événements météo.....	137
Tableau XXII. Densité de flux totale quotidienne avec événements météo.....	137
Tableau XXIII. Production en biomasse avec événements météo non prédits.....	138
Tableau XXIV. Production de biomasse en fonction de l'horizon de confiance.....	145
Tableau XXV. Stress lumineux en fonction de l'horizon de confiance.....	146
Tableau XXVI. Production de biomasse avec scénarios typiques et prédiction parfaite.....	152
Tableau XXVII. Stress lumineux avec scénarios typiques et prédiction parfaite.....	152
Tableau XXVIII. Répartition des données historiques pour la construction du modèle.....	172
Tableau XXIX. Hyperparamètres fixés.....	176
Tableau XXX. Nombre optimal d'itérations : modèle « one-step ahead ».....	179
Tableau XXXI. Propagation de l'erreur de prédiction du modèle « one-step ahead ».....	182
Tableau XXXII. Erreur de prédiction moyenne sur l'horizon de prédiction (« one-step ahead »).....	184
Tableau XXXIII. Nombre optimal d'itérations pour le modèle « multi-step ahead ».....	186
Tableau XXXIV. Propagation de l'erreur de prédiction du modèle « multi-step ahead ».....	191
Tableau XXXV. Erreur de prédiction moyenne sur l'horizon de prédiction (« multi-step ahead »).....	192
Tableau XXXVI. Erreurs de prédiction caractéristiques (« multi-step ahead »).....	193
Tableau XXXVII. Paramètres saisonniers pour la prédiction solaire par ciel clair.....	197
Tableau XXXVIII. Lumière moyenne reçue par scénarios typique et réel.....	206
Tableau XXXIX. Constantes de contrôle à appliquer sur le scénario de validation.....	209
Tableau XL. Caractéristiques lumineuses mensuelles des scénarios d'ajustement et de validation.....	210
Tableau XLI. Optima de productivité des stratégies à ajuster avec souche peu photosensible.....	212
Tableau XLII. Productions avec stratégies non-adaptatives sur l'année 2015.....	220
Tableau XLIII. Caractéristiques de consommation avec stratégies non-adaptatives sur l'année 2015.....	222
Tableau XLIV. Productions avec stratégies adaptatives sur l'année 2015.....	226
Tableau XLV. Stress engendrés avec stratégies adaptatives sur l'année 2015.....	226
Tableau XLVI. Consommations avec stratégies adaptatives sur l'année 2015.....	227

Tableau XLVII. Critères industriels des stratégies appliquées à l'été nantais.....	230
Tableau XLVIII. Classement des critères industriels pour les stratégies appliquées à l'été nantais.....	231
Tableau XLIX. Sensibilité de la stratégie turbidostatique face aux erreurs systémiques.....	245
Tableau L. Outils de mesure, régulation et calcul associés aux photobioréacteurs plans.....	250
Tableau LI. Caractéristiques propres aux versions du système d'étude.....	255
Tableau LII. Outils de mesure, régulation et calcul associés aux photobioréacteurs plans.....	270
Tableau LIII. Paramètres du modèle cinétique adapté pour la souche <i>Chlorella vulgaris</i>	316
Tableau LIV. Résultat de l'analyse de sensibilité du modèle de productivité.....	320
Tableau LV. Résultats de l'analyse de sensibilité du modèle thermique.....	322
Tableau LVI. Efficacité du suivi de consignes en fonction de la constante de réglage.....	324
Tableau LVII. Capacités de minimisation des algorithmes Matlab avec stratégie MPC.....	332
Tableau LVIII. Gestion d'une contrainte de rebouclage par les algorithmes Matlab avec stratégie MPC.....	334
Tableau LIX. Gestion d'une contrainte de volume par les algorithmes Matlab avec stratégie MPC.....	335
Tableau LX. Qualité de l'optimisation avec stratégie MPC sur horizon glissant.....	336
Tableau LXI. Capacités de minimisation des algorithmes Matlab ajustés.....	338
Tableau LXII. Modèles de croissance inclus dans le modèle global.....	339
Tableau LXIII. Performances de la stratégie MPC pour divers modèles cinétiques.....	343
Tableau LXIV. Influence de la variation d'épaisseur sur les performances optimales.....	346
Tableau LXV. Influence de la latence de stress photosensible sur la stratégie MPC en été ensoleillé.....	349
Tableau LXVI. Production de biomasse avec scénarios typiques et prédiction typique.....	352
Tableau LXVII. Stress lumineux avec scénarios typiques et prédiction typique.....	352
Tableau LXVIII. Caractéristiques des villes étudiées.....	357
Tableau LXIX. Caractéristiques lumineuses saisonnières des scénarios des villes étudiées.....	358
Tableau LXX. Constantes de contrôle de Glasgow et Dongola à appliquer sur le scénario de validation.....	359
Tableau LXXI. Performances de production sur les villes étudiées.....	362
Tableau LXXII. Performances de la stratégie MPC sur les villes étudiées.....	364
Tableau LXXIII. Caractéristiques de consommation en 2015 sur les villes étudiées.....	365
Tableau LXXIV. Ordre d'ajout des composés pour la préparation du milieu BBM.....	374
Tableau LXXV. Protocole de préparation et mise en culture du scobalite de 100 L.....	375
Tableau LXXVI. Étiquetage du matériel associé aux photobioréacteurs plans de 25 L.....	378
Tableau LXXVII. Inventaire associé aux photobioréacteurs plans de 25 L.....	379

INTRODUCTION GENERALE

Les enjeux environnementaux, climatiques et sociaux prennent des proportions de plus en plus importantes [1], [2], [3], [4]. Pour cause, l'épuisement des ressources fossiles [5], [6], la gestion des émissions de gaz à effet de serre [7], [8], [9] ou l'accès à l'eau potable [10] font partie des problématiques majeures de ce début de siècle. Des solutions existent déjà : utilisation de l'éolien ou du photovoltaïque pour la production d'énergie renouvelable, stockage géologique de CO₂ dans des minéraux pour la réduction du CO₂ atmosphérique, osmose inverse pour la production d'eau potable [11]. Ces procédés conventionnels, quoique validés à grande échelle, amènent cependant à des inconvénients, voire verrous à terme : installations à durée de vie limitée, génération de déchets ou utilisation de produits chimiques toxiques [12], [13], [14].

Si la réponse de la sobriété apparaît comme la meilleure solution, il est néanmoins important d'établir un ensemble de procédés à l'échelle industrielle capable de répondre aux enjeux actuels, tout en s'inscrivant dans une approche d'économie circulaire [15], [16], [17]. Dans ce contexte, la valorisation industrielle des microalgues apparaît comme une piste attractive. En effet, les microalgues, ces micro-organismes photosynthétiques qui sont, avec les cyanobactéries, à l'origine de l'oxygène atmosphérique sur Terre [18], présentent un intérêt pour nombres d'applications, notamment : production d'énergie, valorisation biologique du CO₂, bioremédiation de l'eau [19], [20], [21], [22]. Ainsi, les microalgues représentent une solution d'avenir, qui pourrait être en mesure de répondre à diverses problématiques actuelles [23].

La production de biomasse microalgale à grande échelle, durable et compétitive par rapport aux filières industrielles traditionnelles, reste cependant un défi majeur. Pour tenter d'y répondre, des progrès en ingénierie des photobioréacteurs ont permis de mettre au point des systèmes de production variés, adaptés à des éclairages artificiels ou naturels. La marge de progression restante concerne le fonctionnement de ces

systèmes en conditions solaires, qui doit être optimisé pour garantir des performances de production conformes aux attentes.

Ce travail de thèse s'inscrit ici : la question de la maîtrise industrielle y sera traitée, avec une vision « procédés ». La problématique principale portera sur les outils génériques de contrôle avancé à mettre en place pour assurer une exploitation des microalgues pertinente du point de vue applicatif. Premier point essentiel : à grande échelle, il est de rigueur d'utiliser la ressource solaire pour cultiver des microalgues, plutôt qu'un système d'éclairage artificiel. Les travaux s'intéresseront donc uniquement à la problématique solaire. Second point : les travaux auront ainsi pour but de définir quels types de contrôle répondent le mieux à la problématique des performances d'exploitation à grande échelle. L'objectif du contrôle, peut être par exemple d'optimiser en temps réel la dynamique du procédé en termes de production de biomasse.

Le manuscrit sera organisé comme suit : étude bibliographique sur les stratégies de contrôle des systèmes de culture de microalgues et leur application dans un contexte inindustriel (chapitre I), approche méthodologique visant à élaborer des stratégies de contrôle de la culture solaire des microalgues en photobioréacteurs (chapitre II), pré-validation des stratégies de contrôle en simulation (chapitre III), apport de la prédiction météorologique (chapitre IV), extrapolation sur de longues durées d'exploitation et validation expérimentale (chapitre V).

Le chapitre I mettra d'abord en évidence les intérêts suscités par les microalgues, les systèmes de culture existants, ainsi que les problématiques liées à leur exploitation à grande échelle. Les mécanismes principaux de croissance des cellules seront abordés, afin d'identifier les ressources énergétiques et matérielles nécessaires à la culture des microalgues. Les approches de modélisation du vivant et d'optimisation du contrôle présentes dans la littérature seront aussi passées en revue, afin d'identifier des approches préalablement validées. Le premier objectif est de fournir des pistes, afin de guider l'approche méthodologique à adopter dans ces travaux. Le second objectif est d'évaluer les performances liées à différentes stratégies de contrôle, afin de placer dans leur contexte les performances obtenues dans la thèse.

La simulation numérique prendra ensuite une place dominante dans la suite des travaux. Elle permettra en effet d'assurer une parfaite répétabilité des résultats, mais surtout d'économiser considérablement du temps d'expérimentations. Comme il sera vu plus loin, des systèmes de culture pourront être simulés sur des années entières, pour des temps de calcul numérique de seulement quelques secondes. Préliminairement à cela, dans le chapitre II, les modèles mathématiques permettant de prédire le comportement dynamique des systèmes de culture de microalgues considérés dans la thèse seront présentés. La ressource solaire disponible, la géométrie du système, l'espèce microalgale cultivée et les conditions opératoires adoptées seront autant d'éléments à prendre en compte dans la modélisation. Ce travail de modélisation reposera principalement sur des modèles de connaissance développés depuis plusieurs années dans l'équipe BAM (Bioprocédés Appliqués aux Microalgues) du laboratoire GEPEA, et validés dans des conditions représentatives des conditions solaires. Ensuite, un ensemble de stratégies de contrôle adaptées à la problématique solaire sera développé. Les scénarios de simulation ainsi que la méthode de résolution numérique seront également introduits dans ce chapitre.

Le chapitre III aura pour objectif de confronter les différentes stratégies de contrôle face au contexte de lumière fluctuante (conditions solaires). Une étude comparative permettra d'évaluer les performances de ces stratégies. Les meilleures stratégies seront retenues pour la suite de l'étude. La question de la généricité du contrôle sera aussi abordée, quant au support de modélisation de la productivité, en fonction de la souche cultivée ou du système de culture.

Le chapitre IV s'intéressera précisément à la question de la prédiction météorologique, prédiction nécessaire pour certaines approches de contrôle proposées au chapitre précédent. L'influence des aléas climatiques à court et moyen terme sera étudiée, afin d'identifier un optimum de prédiction adapté à de la variation météorologique typique. Un modèle de prédiction météorologique sera également implémenté dans les conditions de la plateforme AlgoSolis de Saint-Nazaire (plateforme ouverte aux industriels et académiques pour la réalisation de projets en lien avec les microalgues), afin de débloquent le verrou de l'application expérimentale d'une stratégie prédictive.

Enfin, le chapitre V portera sur la validation à longue durée des stratégies retenues. Des nouveaux scénarios associés seront introduits. Des critères de production, de consommation et de coût seront quantifiés, en vue de proposer une aide à la décision en fonction des attentes industrielles. La question de la généricité des performances sera encore abordée, cette fois par rapport à la localisation du site de production. Une validation expérimentale sur la plateforme AlgoSolis viendra clôturer l'étude. L'objectif final sera d'évaluer en conditions réelles la stratégie de contrôle retenue comme la plus performante en termes de production.

Les sections du manuscrit sont ainsi connectées :

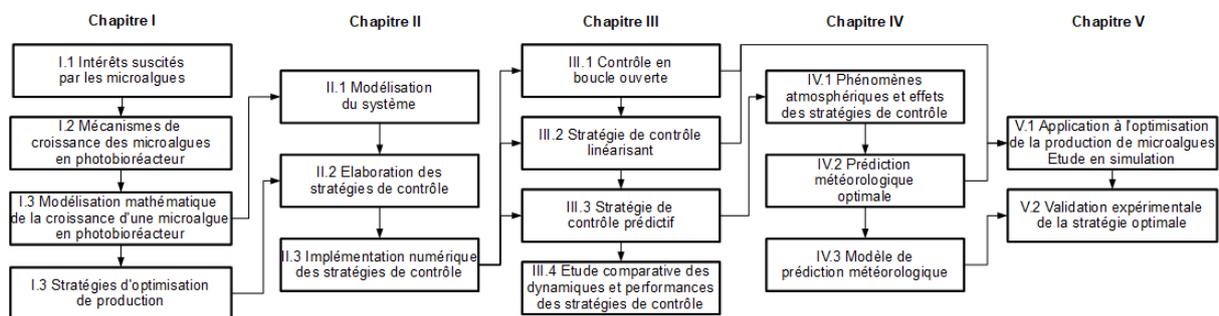


Figure 1. Graphe de dépendance des sections

La littérature est déjà fournie d'études de simulation mettant en évidence l'intérêt de certaines stratégies de contrôle pour répondre à des problématiques de maximisation de la production de microalgues, que ce soit pour des contextes de lumière artificielle ou de lumière solaire. La plus-value apportée par les travaux présentés ici concerne plusieurs points. Premièrement, des stratégies appliquées dans le seul contexte de lumière artificielle seront transposées et adaptées au contexte de lumière naturelle. Deuxièmement, les stratégies retenues seront comparées à grande échelle, afin de fournir un outil d'aide à la décision sur des critères industriels. Troisièmement, l'accent sera porté sur l'aspect générique du contrôle, à défaut de stratégies répondant à des besoins relativement spécifiques dans la littérature.

CHAPITRE I
VERS LA PRODUCTION INDUSTRIELLE DES
MICROALGUES : ENJEUX ET
PROBLEMATIQUES DE LA GESTION
OPTIMALE DES PHOTOBIOREACTEURS

“Their [algae] varied biology and biodiversity allow them to evolve in extreme habitats and environments. This immense diversity, revealed after decades of research, offers a vast field of possibilities for biotech applications. ... As such, we can call them the plants of the future, without hesitation.”

- Jean-Paul Cadoret

Introduction du chapitre

Ce chapitre vise à introduire la biologie des microalgues, à comprendre les intérêts qu'elles suscitent, et à préparer les études de modélisation et optimisation par une synthèse de l'état de l'art sur ces deux sujets.

En premier lieu (I.1), il s'agira de comprendre les domaines d'études liés aux microalgues dans le monde académique, ainsi que les applications qui en découlent. Les systèmes d'exploitation solaires de microalgues, ainsi que leurs intérêts respectifs, seront présentés. La synthèse du marché industriel et des problématiques rencontrées à grande échelle fera état de verrous sur lesquels les travaux de la thèse pourront se focaliser.

En second lieu (I.2), un état des lieux des principaux mécanismes de croissance des microalgues (lumière, température, nutriments, ...) permettra une meilleure compréhension du fonctionnement des cellules dans leur milieu. Les méthodes de modélisation reprises depuis la littérature (I.3) mettront en évidence les principaux moyens de représentation des mécanismes de croissance, mais aussi les limites posées par les différentes représentations.

Pour finir (I.4), la synthèse bibliographique s'intéressera aux méthodes de contrôle des systèmes et de l'optimisation de la production, en vue d'introduire la méthodologie de la thèse. Les méthodes et résultats tirés de cette synthèse bibliographique fourniront une base comparative pour les chapitres suivants.

I.1 – Intérêts suscités par les microalgues

I.1.1 – Une alternative durable

Chaque année, environ 6 000 publications scientifiques portent sur le thème des microalgues, un taux croissant à l'échelle mondiale [24]. A l'échelle européenne, les principaux axes de recherche concernent l'environnement, l'alimentation et les composés chimiques d'intérêt (Figure 2).

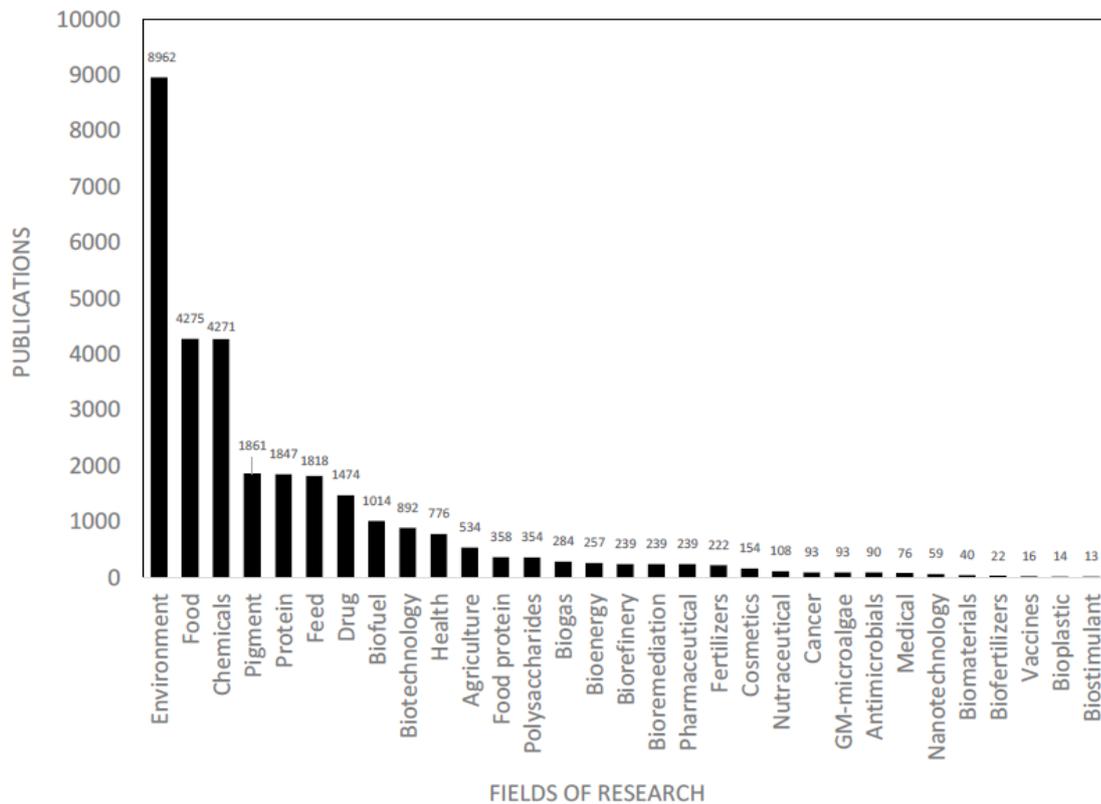


Figure 2. Thèmes de recherche liés aux microalgues en Europe en 2019. Repris depuis [24]

L'intérêt suscité pour la recherche sur les microalgues provient des applications multiples que l'on peut en tirer, au-delà de leur simple capacité à consommer du CO₂ lors de la photosynthèse [20], [21]. La biomasse microalgale, sans extraction de ses composants, peut être directement utilisée en tant que nourriture pour l'industrie piscicole ou pour l'alimentation humaine [25], [26], [27]. De par leur capacité à assimiler l'azote et le phosphore, l'utilisation des microalgues dans les stations d'épuration est envisagée pour le traitement des eaux usées [28], [29] ou pour le traitement des pesticides [30], [31]. Les traitements d'extraction et de purification permettent de

récupérer les composants intra et extra-cellulaires. Parmi ces composants peuvent être cités les pigments (responsables de la captation lumineuse), les lipides (stockage des ressources pour la cellule) ou l'ensemble des protéines qui régissent le bon fonctionnement de la cellule. Au final, les applications industrielles des microalgues se placent sur des enjeux actuels multiples : les énergies renouvelables (biocarburants de 3^{ème} génération [32], [33], [34], [35], [36], hydrogène [37]), l'alimentation (compléments nutritionnels), les matériaux durables (bioplastiques [38]), ou encore la santé [39], [40].

Ainsi, de par leurs potentiels commerciaux multiples et leur capacité à traiter de problématiques environnementales et énergétiques, les microalgues représentent une alternative pertinente soit en transition, soit sur le long-terme quant aux enjeux industriels variés [41], [42].

I.1.2 – Marché industriel actuel

La production mondiale de biomasse microalgale est difficile à estimer, mais elle s'élève à plus de 20 000 tonnes par an, avec un coût moyen de production global de 5 €/kg [43]. A titre d'exemple, cette quantité représente seulement 20 % des besoins nécessaires pour l'élevage de saumons en aquaculture [44]. Le secteur repose sur un faible nombre d'espèces de microalgues cultivées, et est dominé par la spiruline (une cyanobactérie), dont la production représente 50 % du total. De nouvelles souches continuent d'être caractérisées, dans l'objectif d'évaluer leur potentiel pour des applications diverses [45].

Dans l'optique de s'inscrire dans une économie circulaire indépendante de ressources épuisables, le potentiel d'exploitation des microalgues peut être jaugé. De par les applications potentielles de production de biocarburant et bioplastique, les microalgues ont la capacité de présenter un substitut au pétrole. Hypothétiquement, entièrement remplacer les produits pétrosourcés par des produits biosourcés exclusivement à base de microalgues (1/3 de contenu lipidique) ne serait cependant possible que par la production, à l'échelle mondiale, d'environ 46 Mt de biomasse algale par jour (consommation mondiale quotidienne de pétrole : environ 100 millions de barils [46]). Face à l'épuisement des énergies fossiles, l'alternative « microalgues » nécessiterait alors une augmentation colossale de la production mondiale (par un facteur de l'ordre

du million). De ce fait, l'exploitation des microalgues ne peut être une réponse immédiate à la question de la substitution des produits pétrosourcés. Toutefois, cet exemple illustre la place que la biomasse microalgale a à se faire sur les marchés traditionnels pour s'intégrer significativement dans la bioéconomie. Ceci est d'autant plus pertinent que les microalgues se démarquent par une croissance plus rapide et une meilleure efficacité dans la fixation du CO₂ par rapport aux plantes terrestres [47], [48] (notamment le colza, le tournesol et le soja pour la production de biocarburants de 2^{ème} génération [49]).

Aujourd'hui, les sites de production de microalgues à l'échelle industrielle sont encore limités en nombre, malgré une croissance avérée (Figure 3) et la diversification des systèmes de culture [50], [51], [52]. Le premier critère recherché est la réduction des coûts de production. C'est pourquoi les systèmes de culture low-cost de grand volume (en particulier les raceways) sont privilégiés. Les modes de productions utilisés ne résultent pas de protocoles consensuels d'opération, mais essentiellement de l'expérience de l'opérateur en fonction du climat dans lequel les systèmes de culture sont implémentés.

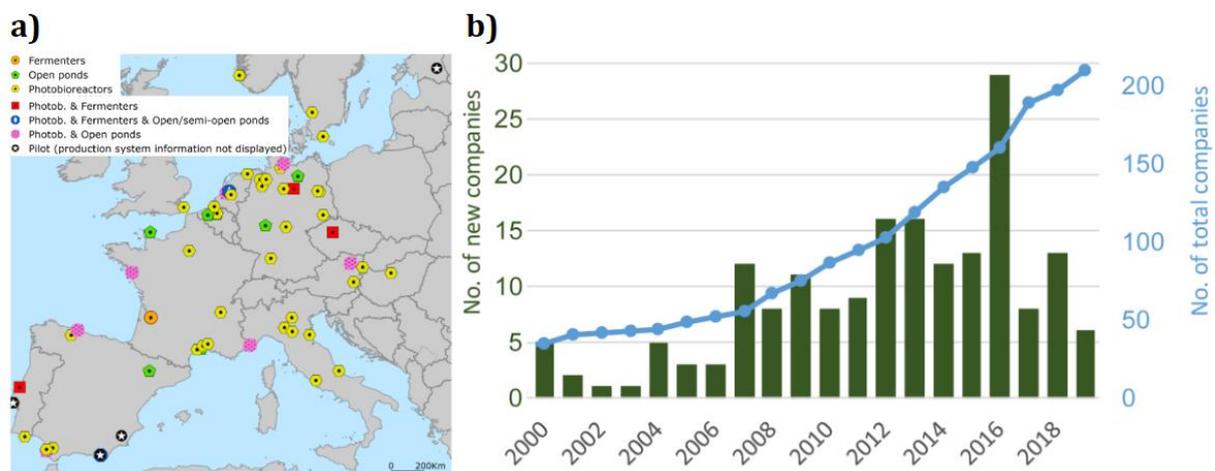


Figure 3. Production industrielle de biomasse algale en Europe en 2019 : a) sites et b) nombre d'entreprises. Repris depuis [53] et [54]

Dans quelques cas de figure, la ressource solaire n'est pas exploitée, en raison des risques de dérive biologique que cela peut entraîner si le contrôle du système n'est pas approprié, mais aussi à cause de la limitation de la concentration en biomasse dans les

cultures solaires. Il s'agit alors d'utiliser un éclairage artificiel, et de garantir dans un environnement maîtrisé un ensemble de conditions favorables à la production. Une alternative explorée est la production de biomasse par des fermenteurs [55], bioréacteurs dans lesquels sont généralement assurées des conditions de culture hétérotrophiques (ressource organique exclusivement apportée par le milieu de culture). Certaines pistes évoquent l'utilisation de ces réacteurs pour une montée en échelle [56], avant le passage en conditions photoautotrophiques (production de ressources organiques par photosynthèse) dans des photobioréacteurs.

I.1.3 – Systèmes de culture

I.1.3.1 – Généralités sur les systèmes de culture

Les premières exploitations répertoriées de cyanobactéries, reconnues pour leurs valeurs nutritives, remontent à plusieurs siècles : aux alentours du IV^{ème} siècle avec les Chinois et la souche *Nostoc* [57] puis au XVI^{ème} siècle avec les Aztèques et *Arthrospira platensis* (communément connue sous le nom de « spiruline ») [58]. En ces temps, la récolte se faisait à la main à partir des étangs. Cette technique est encore utilisée à l'heure actuelle par certaines tribus au Tchad [59], qui font sécher la récolte de spiruline au soleil avant de la consommer sous forme de galettes.

Dans l'optique de maîtriser la production des microalgues, de nombreux systèmes de culture ont été imaginés, conçus et optimisés en termes d'ingénierie. De géométries et fonctionnement variables, ces systèmes peuvent néanmoins être divisés en systèmes ouverts (échanges directs avec l'atmosphère extérieure) et systèmes fermés (pas d'échanges avec l'atmosphère extérieure).

I.1.3.2 – Systèmes ouverts

Les étangs naturels, ainsi que les lagunes et tous les bassins de culture artificiels ouverts sur l'extérieur (Figure 4), constituent l'ensemble des systèmes de culture ouverts.



Figure 4. Systèmes de culture ouverts communs : a) lagune en Australie, b) raceway au Japon [60], c) système à cascade en Belgique [61]

L'intérêt principal de ces systèmes réside dans leur faible coût de fabrication (le béton étant majoritairement utilisé pour les systèmes artificiels), d'exploitation (peu ou pas de système de mise en circulation du fluide) et de contrôle (peu ou pas de variable contrôlée). En raison des surfaces importantes mises en jeu, ces systèmes low-cost produisent nécessairement de la biomasse en conditions extérieures, en exploitant donc la ressource solaire. Cependant, malgré des capacités élevées en termes de volume de biomasse produite, l'utilisation de tels systèmes ne permet pas d'obtenir des produits de haute qualité, ni de cultiver un nombre élevé de souches [62]. D'autres inconvénients pèsent dans la balance : une productivité volumique faible (souvent inférieure à $1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1} \cdot \text{jour}^{-1}$ pour les systèmes extensifs [63], [64], [65]), un risque de contamination élevé et une consommation d'eau importante en partie causée par une évaporation partielle du milieu de culture.

I.1.3.3 – Systèmes fermés

Les systèmes fermés, appelés photobioréacteurs (PBR), exploitent généralement la lumière sur des plus faibles surfaces que les systèmes ouverts. Les volumes de production sous éclairage solaire sont alors réduits (Figure 5). Sous éclairage artificiel, la culture n'est possible qu'avec des volumes limités, de 1 à environ 100 L (Figure 6). L'intérêt de l'éclairage artificiel est de produire de la biomasse en continu sur l'année, ce qui est difficile à obtenir en conditions solaires pendant les saisons froides (dont les journées sont généralement peu lumineuses). C'est pourquoi ces conditions de lumière sont utilisées pour certaines productions industrielles. Elles sont également utilisées pour la production d'inoculum stable, pour une montée en échelle avant le passage en conditions solaires.

Les photobioréacteurs sont coûteux à fabriquer, d'où leur exploitation encore limitée à grande échelle. Leurs avantages technologiques restent cependant nombreux : facilité de contrôle des conditions de culture, faible consommation en eau, risques de contamination réduits, flexibilité élevée, qualité des produits. De plus, étant donné que ces systèmes sont généralement intensifs, les photobioréacteurs offrent des productivités volumiques plus élevées. En effet, la production de biomasse peut être supérieure à $5 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1} \cdot \text{jour}^{-1}$ par jour pour les plus faibles épaisseurs de culture [66]. A noter que pour de tels systèmes, une faible épaisseur de culture signifie une haute sensibilité aux conditions météorologiques, en conditions solaires.



Figure 5. Photobioréacteurs communs sous éclairage solaire : a) tubulaire au Pays-Bas [67], b) raceway en France, c) biofaçade en France (plateforme AlgoSolis de Saint-Nazaire)

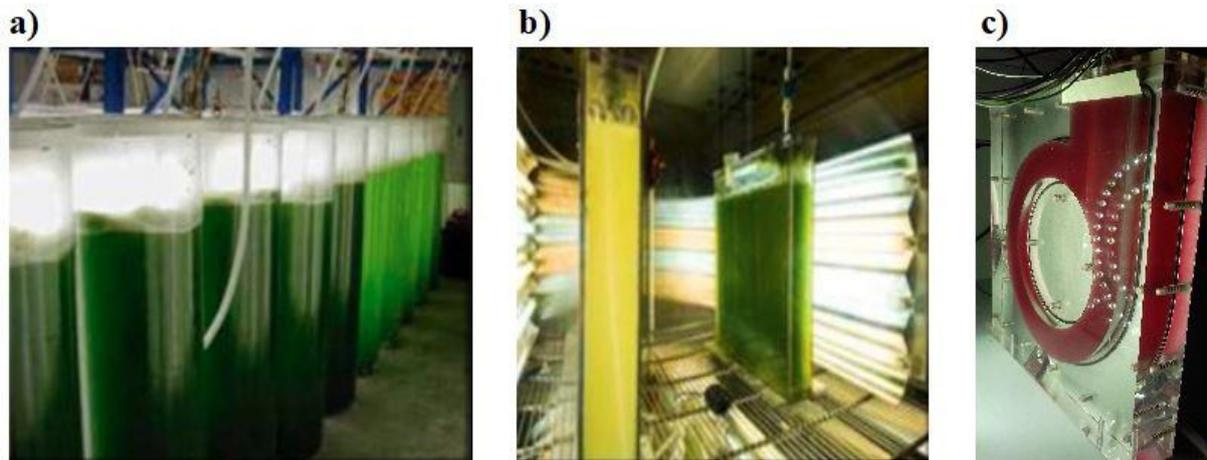


Figure 6. Photobioréacteurs communs sous éclairage artificiel : a) colonnes, b) système plan (spirulinasource.com), c) système torique (pilote de laboratoire)

Les travaux présentés dans ce manuscrit visant à apporter des solutions de contrôle applicables en conditions solaires pour l'optimisation de production de biomasse, le critère de contrôlabilité joue un rôle déterminant. Les photobioréacteurs seront donc l'objet de cette étude. De surcroît, une géométrie plane de photobioréacteur a été choisie pour la mise en place des outils de contrôle avancé, car plus facilement modélisable. Cependant, les stratégies et les méthodes de contrôle développés dans le cadre de cette thèse sont transposables sur d'autres géométries.

I.1.4 – Problématiques économiques et techniques

Malgré l'alternative durable que peuvent offrir les microalgues dans certains domaines d'intérêt, l'intégration sur le marché de cette biomasse et de ses sous-produits reste encore aujourd'hui limitée, en raison des coûts engendrés tout au long du cycle de vie et des limitations rencontrés dans les capacités de production. C'est la raison primordiale pour laquelle les microalgues peinent à concurrencer en termes de portée commerciale les macroalgues, par exemple, majoritairement récoltées en zones naturelles (exemple européen en Figure 7).

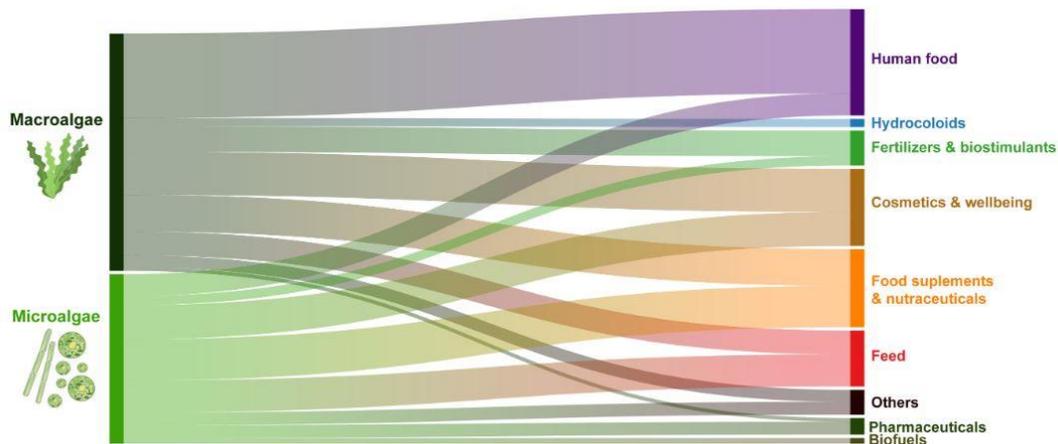


Figure 7. Répartition des applications commerciales des macroalgues et microalgues en Europe.

Repris depuis [54]

De manière générale, les coûts de production élevés et les faibles capacités de production restent le verrou majeur dans la commercialisation d'applications usuelles et le développement d'applications émergentes [68]. C'est pourquoi certaines des applications les plus rentables concernent les productions de composés d'intérêts pharmaceutiques ou cosmétiques, composés à haute valeur ajoutée. Des applications émergentes tels que le traitement de l'eau, la production de biocarburants ou de bioplastiques sont encore aujourd'hui estimées non économiquement viables [69].

Une première étape dans la réduction des coûts de production est l'utilisation de systèmes en conditions extérieures, ce qui minimise l'utilisation de matériaux de construction et l'utilisation d'éclairage artificiel. Cependant, cultiver des microalgues en conditions extérieures, donc variables, implique de gérer de la lumière du Soleil, les cycles jour/nuit, mais surtout les aléas climatiques, qui représentent tous des paramètres non contrôlables fortement influents sur la productivité des systèmes. A cela s'ajoute la gestion thermique des photobioréacteurs, avec des coûts de régulation de température qui viennent significativement augmenter les coûts de production [70].

De plus, la production d'une culture solaire étant fonction de la ressource disponible, il s'en suit que les capacités de production maximales de ces systèmes sont dépendantes des conditions climatiques, leur implémentation étant plus favorable dans les zones du globe où le potentiel lumineux est le plus élevé (Figure 8). Cependant, ces régions

subissent souvent un climat aride, ce qui pose un obstacle quant à la ressource en eau, orientant l'exploitation vers l'utilisation d'eau de mer et de souches marines.

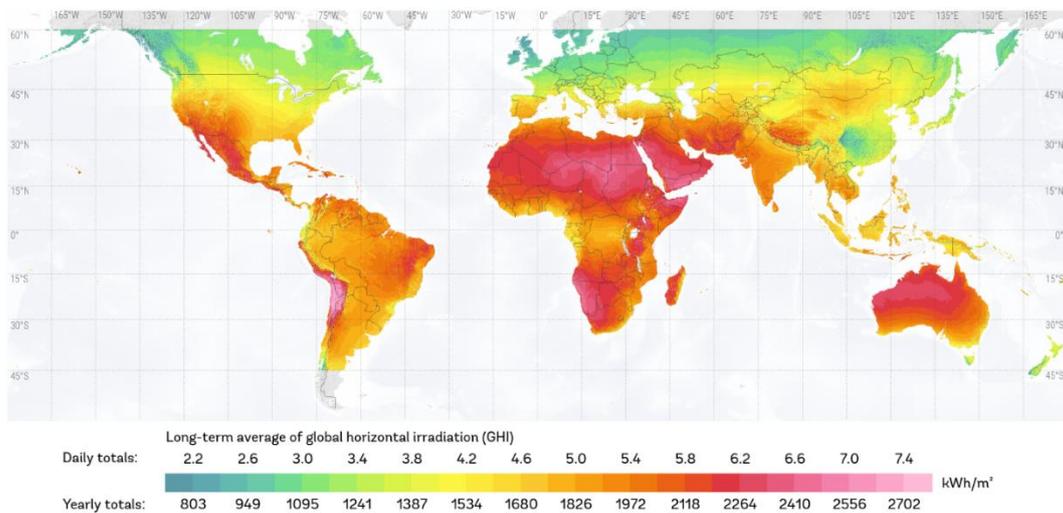


Figure 8. Ensoleillement moyen à la surface de la Terre (depuis <https://globalsolaratlas.info/map>)

L'ingénierie des photobioréacteurs est également une étape dans la réduction des coûts. En effet, une meilleure efficacité dans la gestion des énergies, de l'eau et dans le maintien des conditions de culture [71], [72], ou l'intensification de la culture [51], sont autant de pistes amenant à la réduction des coûts opératoires et/ou de valorisation de la biomasse.

Dans l'objectif d'augmenter les capacités de production, une maîtrise du système, et donc de la biologie des microalgues, est aussi nécessaire. Ceci passe par une caractérisation fiable du comportement des souches cultivées, ce qui constitue un verrou en conditions solaires. En effet, face à la forte sensibilité des microalgues à la variation desdites conditions, les modèles décrivant le comportement biologique peinent à assurer des prédictions fiables.

Pour finir, la problématique des capacités limitées de production résulte aussi d'une conduite non-optimale du procédé lors de la phase de culture. En ce sens, des stratégies de contrôle doivent être mises en place, afin de viser des performances de production maximale en conditions réelles de fonctionnement. C'est dans ce contexte que le travail de cette thèse s'inscrit.

I.2 – Mécanismes de croissance des microalgues en photobioréacteur

I.2.1 – Généralités sur la croissance des microorganismes photosynthétiques

En conditions photoautotrophiques, les microalgues utilisent, pour se développer, la lumière et le CO₂ pour produire de l'énergie grâce à la photosynthèse, mais également les minéraux inorganiques dissous dans le milieu de culture comme source de carbone. Les conditions à réunir pour assurer ce développement, concernent donc la disponibilité des ressources d'énergie (lumière) et de matière (nutriments minéraux, CO₂). Les propriétés physico-chimiques du milieu de culture (pH, température, salinité) doivent être contrôlées à des consignes correspondant aux optima de croissance du micro-organisme considéré.

La cellule augmente progressivement en volume sous effet de la croissance. Une fois arrivée à maturation, celle-ci se reproduit par division cellulaire. En conditions solaires, la cellule suit souvent un cycle circadien consistant en une phase de croissance le jour, et de division la nuit [73], [74]. La concentration en biomasse au sein du système augmente ainsi, par augmentation du nombre et/ou du volume des cellules. Les parties suivantes décrivent les principaux effets des facteurs impactant la croissance des microalgues en photobioréacteur.

I.2.1 – Effet de la lumière

La microalgue est composée d'un cytoplasme contenant : des minéraux, de l'eau, des protéines solubles, des mitochondries, le noyau et le chloroplaste. Ce dernier contient de l'amidon, mais surtout les éléments nécessaires à la photosynthèse : thylakoïdes, pyrénéoïdes. Les thylakoïdes contiennent les pigments photosynthétiques, qui absorbent l'énergie lumineuse (les photons). Les photons sont absorbés à différentes longueurs d'onde en fonction des pigments présents. Ces pigments peuvent être des chlorophylles (absorption : 400/500 nm et 650/700 nm), des caroténoïdes (absorption : 400/550 nm) ou des phycobillines (absorption : 450/650 nm) [60]. La présence de pigments (types de pigments, proportion dans la cellule) est à l'origine de la large palette de couleurs observables chez les microalgues (vert, jaune, orange, rouge).

Le mécanisme de photosynthèse (Figure 9), qui permet la conversion de CO_2 en O_2 par l'utilisation de photons, est composé d'une phase de réactions claires (réactions photochimiques), suivie d'une phase de réactions sombres (réactions biochimiques). Les réactions claires, qui ont lieu dans les thylakoïdes, font intervenir les deux photosystèmes (PSI et PSII) dont leur rôle est de capter l'énergie des photons et de la transférer à un accepteur d'électron, le NADP^+ . Par ces réactions claires, les molécules d'ATP (adénosine triphosphate) et de NADPH sont synthétisées, puis utilisées pour la phase de réactions sombres. Ces réactions sombres ont pour rôle de fixer le CO_2 (carbone inorganique) et de synthétiser des sucres, ou carboxylates (carbone organique), par le biais du cycle de Calvin. L'étape de fixation du carbone est assurée par l'enzyme clé de la photosynthèse, la RuBisCo (Ribulose 1,5-biphosphate carboxylase/oxygénase) [75].

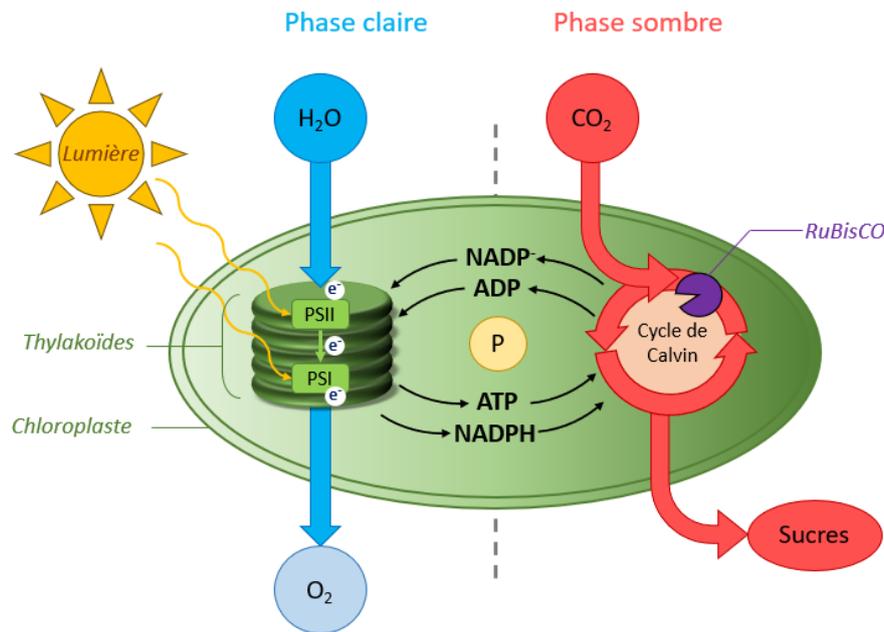


Figure 9. Mécanisme de photosynthèse : réactions claires et réactions sombres (cycle de Calvin). Repris depuis [76]

L'efficacité de la photosynthèse dépend directement du flux de photons reçus par la cellule, appelé irradianance. En solaire, l'irradianance reçue s'étend sur un spectre caractéristique de longueurs d'onde (le spectre AM 1.5), du rayonnement UV en-dessous de 380 nm jusqu'au rayonnement infra-rouge qui s'étend au-delà de 780 nm (Figure 10.a). Le PAR (Photosynthetically Active Radiation) est la partie du rayonnement

visible (380 à 780 nm) qui est utilisée par les microalgues pour la croissance, plage dans laquelle les pigments présents dans les cellules sont en mesure d'utiliser les photons.

Le PAR ne représente que 43 % de l'énergie solaire reçue (Figure 10.b). En sachant qu'une mole de photons contient en moyenne 0,24 J d'énergie dans la partie PAR du spectre solaire, une puissance solaire de 1 W amène en moyenne sur le PAR l'équivalent de 1,98 μmol de photons par seconde. L'énergie du PAR est du même ordre de grandeur que l'énergie du rayonnement infrarouge. Ce dernier, de basse fréquence, a pour effet de transmettre de la chaleur. Le rayonnement UV constitue quant à lui un risque de dérive biologique, en raison des dommages qu'il peut causer sur l'ADN. Si seul le PAR est réellement utilisé par les microalgues, il peut aussi être intéressant de maîtriser les rayonnements infrarouge et UV, afin de limiter les effets néfastes sur la croissance cellulaire.

L'irradiance optimale pour assurer la meilleure productivité varie en fonction de la souche. Certaines souches, telle *Microchloropsis salina* [77], peuvent être très photosensibles (irradiance optimale inférieure à 100 $\mu\text{mol}_{h\nu} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$) [78]. D'autres peuvent être moyennement photosensibles (irradiance optimale de quelques centaines de $\mu\text{mol}_{h\nu} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$), à l'image d'*Isochrysis galbana* [79]. Les souches les plus intéressantes pour une culture solaire sont celles étant peu photosensibles (irradiance optimale supérieure à 1000 $\mu\text{mol}_{h\nu} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$), comme par exemple *Dunaliella salina* [80].

En fin de compte, l'énergie solaire utilisée pour la production de biomasse est très faible, de l'ordre de 4 % [81], en sachant que le maximum théorique n'est que de 10 % [82]. Ce rendement maximal de conversion d'énergie est inférieur à celui qui peut être atteint avec les panneaux photovoltaïques produisant de l'électricité [83] (30 %, limite de Shockley-Queisser avec une seule jonction p-n). L'avantage d'une exploitation de microalgues réside toutefois dans la capacité à produire des molécules complexes (tels les lipides), là où le photovoltaïque ne produit que de l'électricité.

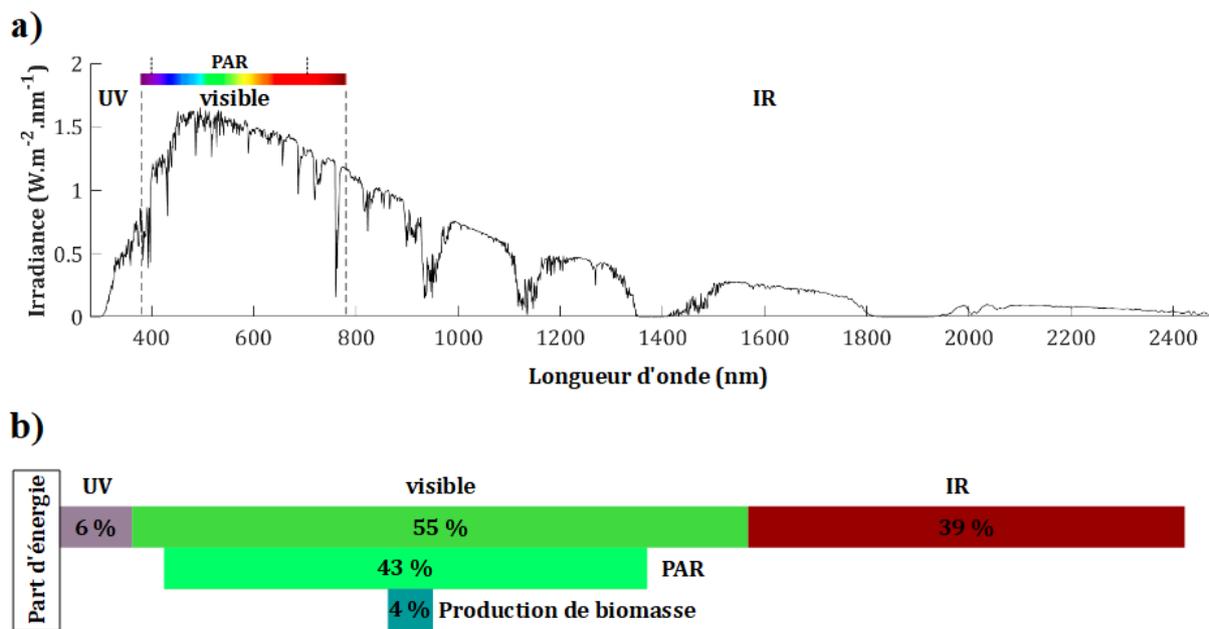


Figure 10. a) Spectre solaire AM 1.5 et b) énergies associées

La microalgue est capable de photo-acclimatation : elle est en mesure de changer sa composition pigmentaire en fonction de la lumière reçue [84], [85]. Face aux faibles lumières reçues, le taux pigmentaire augmente afin de favoriser l'absorption des photons. Si le taux pigmentaire est élevé dans les cellules cultivées sous des fortes intensités lumineuses, les photosystèmes sont alors saturés et le surplus d'énergie est dissipé, ce qui réduit l'efficacité de l'exploitation lumineuse. Par conséquent, le taux pigmentaire doit diminuer, pour éviter cette dissipation d'énergie et rendre disponible la ressource lumineuse pour le reste des cellules. Cette acclimatation cellulaire en fonction de la quantité de lumière reçue prend en général quelques heures. Elle est néanmoins plus rapide lorsqu'il s'agit d'une augmentation de lumière, plutôt qu'une diminution [86].

En tant qu'organisme eucaryote, de la respiration a lieu dans les mitochondries présentes dans les cellules. Le but est de fournir de l'énergie par consommation d' O_2 et des carbohydrates et production de CO_2 et ATP. A l'obscurité ou sous faible éclaircissement, la respiration mitochondriale devient majoritaire par rapport à la photosynthèse, afin de maintenir la cellule jusqu'à la reprise d'une activité photosynthétique. A l'échelle du système de culture, ce phénomène induit une décroissance de la concentration en biomasse algale. Durant la nuit, la lumière est

supposée totalement absente (moins de $1 \text{ mW} \cdot \text{m}^{-2}$ de flux renvoyé par la Lune [87]). Lorsque cette absence est imposée à la cellule pendant une longue durée, celle-ci adapte son métabolisme. Le taux de décroissance devient alors plus lent que celui observé à lumière nulle (par exemple lors du passage bref des microalgues dans un volume sombre pendant la croissance photosynthétique). Les pertes par décroissance la nuit, dépendantes de la souche et des conditions de culture, sont évaluées entre 2 et 20 % sur une nuit complète [88].

A partir de la courbe P/I (photosynthèse en fonction de l'intensité lumineuse), la réponse de la photosynthèse peut être divisée en 6 phases (Figure 11). La décroissance de biomasse (liée à la consommation d' O_2), qui peut s'observer pendant la nuit, à l'obscurité en journée et pour les valeurs les plus faibles d'irradiance. L'irradiance à partir de laquelle la croissance est effective (production d' O_2) est donc supérieure à 0. En photo-limitation, photosynthèse et respiration à la lumière coexistent. Cette respiration à la lumière diminue progressivement avec l'augmentation de l'irradiance. L'optimum d'irradiance se situe entre la phase de photo-saturation et la phase de photo-inhibition, où l'apport croissant de lumière altère le métabolisme cellulaire et donc la photosynthèse. Une irradiance trop haute peut en effet amener du stress : les ROS (Reactive Oxygen Species), coproduits issus de l'activité cellulaire, peuvent s'accumuler, et dégrader les protéines ou l'ADN, ce qui s'avère toxique sur la durée pour la cellule [89], [90].

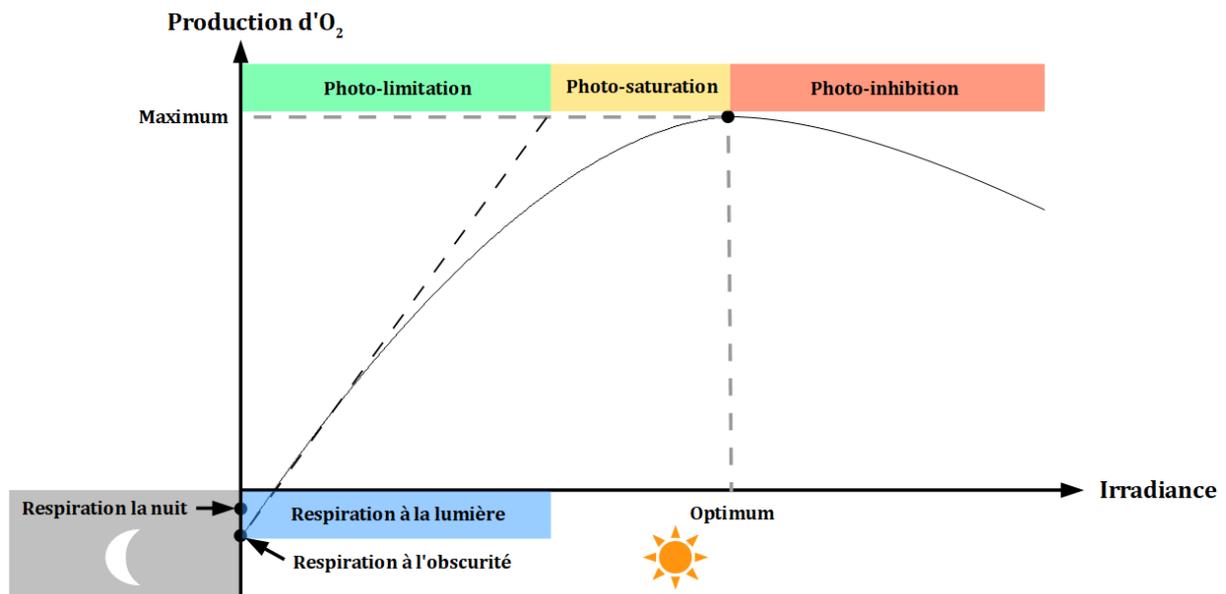


Figure 11. Courbe P/I caractéristique des microalgues

I.2.2 – Effet des nutriments et du pH

La microalgue trouve les éléments constitutifs de sa biomasse sous forme dissoute dans le milieu de culture aqueux. Les macronutriments, soit les éléments représentant plus de 1 % de la masse sèche, sont : C, N, O, H, P, Ca, Mg, S, K [91], [92]. Les micronutriments, qui représentent moins de 1 % de la matière sèche, sont : Fe, B, Mn, Cu, Zn, Mo, V, Co, Ni, Si, Se, Al, Rb, Li, ainsi que les vitamines. Ainsi, la cellule est essentiellement composée de non-métaux réactifs, d'alcalino-terreux et d'alcalins. Les métalloïdes, métaux pauvres et métaux de transition sont présents en moindre quantité.

Le carbone est le principal élément constitutif, puisqu'il représente environ 50 % de la masse sèche. En conditions autotrophiques, il est présent dans le milieu sous forme de gaz (CO₂) ou de sels inorganiques dissous. La forme de ces derniers (CO₃²⁻ ou HCO₃⁻) dépend du pH de la culture (Figure 12).

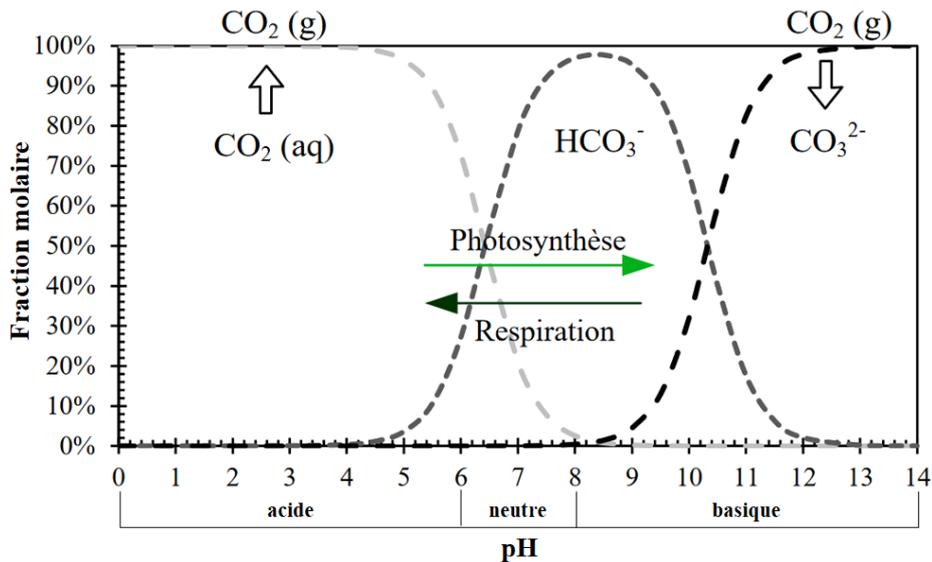


Figure 12. Forme du carbone inorganique dissous en fonction du pH

Hormis l'hydrogène et l'oxygène (coproduits de la photolyse de l'eau), le second élément qui constitue principalement la biomasse microalgale est l'azote (environ 10 % de la masse sèche). Celui-ci est apporté par des ions ammonium (NH_4^+), nitrates (NO_3^-) ou nitrites (NO_2^-), mais peut aussi l'être par l'urée ($\text{CO}(\text{NH}_2)_2$), une forme organique de l'azote. Le troisième élément le plus abondant, le phosphore (environ 1 % de la masse sèche), est apporté par les ions HPO_2^- et H_2PO_4^- . Son importance est majeure, puisqu'il est notamment utilisé pour la production d'ATP.

Tous les nutriments doivent être apportés dans les bonnes concentrations, afin d'assurer une salinité et un pH favorables à la croissance. En effet, les souches d'eau douce préfèrent une salinité faible, à l'inverse des souches marines qui préfèrent une salinité plus élevée. Le pH optimal pour la croissance est aussi dépendante de la souche, à titre d'exemple : autour de 7/8 pour *Chlorella vulgaris* [93], [94], autour de 9 pour *Arthrospira platensis* [95].

I.2.3 – Effet de la température

Dans une certaine mesure, l'augmentation de la température permet d'accélérer l'activité enzymatique, facteur essentiel dans le métabolisme cellulaire. Parmi ces enzymes figure la RubisCO, enzyme essentielle pour la fixation du CO_2 . Une

température trop élevée peut toutefois avoir des effets négatifs. Une dénaturation des enzymes peut survenir, ce qui altère le métabolisme, voire amène à la mort de la cellule. Le taux de mortalité augmentant de façon exponentielle avec la température [96], le risque d'une perte de la culture est accru si l'évolution de la température n'est pas maîtrisée. Le second effet est l'accumulation des ROS [97], toxiques, comme lors d'un stress induit par des hautes irradiances. Le troisième effet, de moindre influence, est la perturbation des équilibres physico-chimiques liés aux transferts gaz/liquide, notamment par réduction de la solubilité du CO₂ dans l'eau [98]. En sachant qu'une température trop basse provoque un fort ralentissement de l'activité enzymatique sans pour autant dénaturer les enzymes, la croissance est aussi diminuée, mais plus faiblement.

En synthèse, la cinétique de croissance atteint un maximum pour une certaine plage de température. Si la plupart des souches de microalgues sont mésophiles (optimum de température entre 15 et 40 °C), certaines peuvent être psychrophiles (optimum en-dessous de 15 °C) ou à l'inverse thermophiles (optimum au-dessus de 50 °C, celles-ci sont plébiscitées notamment pour leur capacités de séquestration du CO₂ [99]).

I.2.4 – Effet de l'oxygène dissous dans le milieu de culture

Dans le milieu de culture, la concentration en oxygène dissous a également un effet sur la croissance. En conditions favorables de photosynthèse, une concentration de CO₂ très supérieure à celle d'O₂ favorise la carboxylation. A l'inverse, si l'O₂ est plus abondant, c'est la respiration qui est stimulée [100]. Dans les systèmes de culture intensifiés sous intensités lumineuses assez élevées, l'oxygène peut rapidement s'accumuler dans le milieu de culture, ayant un effet inhibiteur sur la croissance des microalgues, ce qui se traduit par une perte de productivité [101]. Le maintien d'un bon transfert gaz/liquide, par exemple par bullage de gaz dans le milieu, permet néanmoins de contrer cette accumulation.

I.3 – Modélisation mathématique de la croissance d’une microalgue en photobioréacteur

I.3.1 – Méthodes de discrétisation du milieu de culture

Dans la littérature, de nombreux modèles ont été mis au point dans le but de décrire la cinétique de croissance des micro-organismes photosynthétiques en photobioréacteur, avec des approches diverses. Le mécanisme de conversion d’énergie lumineuse étant un élément clé dans le développement cellulaire, ces modèles reposent sur la caractérisation de la lumière au sein du milieu de culture. En effet, dans un photobioréacteur, la lumière n’est pas répartie de manière homogène sur l’ensemble de la culture, amenant des zones éclairées mais aussi des zones sombres. La caractérisation de la lumière dans le milieu de culture existe sous des approches différentes, amenant à 3 types de modèles (Figure 13).

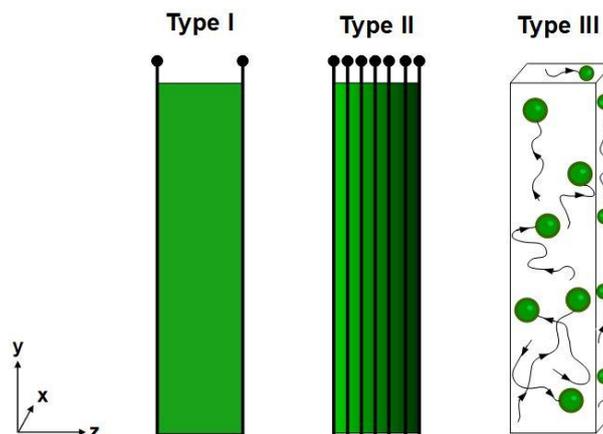


Figure 13. Méthodes de discrétisation du milieu de culture

Les modèles de type I proposent l’approche la plus simple en ne considérant qu’une lumière moyenne dans le milieu. Cependant, ceci ne permet pas de définir un gradient de lumière au sein du milieu, ce qui limite les prédictions en conditions solaires.

Les modèles de type II, par une discrétisation de la culture dans le sens de l’épaisseur de culture (axe z en Figure 13), considèrent un état biologique identique pour tous les micro-organismes de chaque couche discrétisée. En se focalisant sur les gradients de

lumière au sein du milieu, l'état biologique de chaque couche peut être déterminé, ce qui permet des prédictions fiables en conditions solaires.

Cependant, en ne prenant pas en compte la variable temps dans l'histoire des cellules et en considérant un comportement homogène sur chaque couche d'épaisseur, les phénomènes biologiques opérant à court terme sont négligés. Pour pallier à cela, les modèles de type III s'intéressent à « l'histoire lumineuse »[102] des cellules en discrétisant le milieu en petits volumes. En effet, en suivant les trajectoires cellulaires entre ces volumes discrétisés, ces modèles parviennent à identifier les différentes phases biologiques en fonction des lumières passée et présente. Cette phase biologique peut alors évoluer entre 3 états : l'état de repos (pas de photosynthèse), l'état excité (opération de photosynthèse) et l'état inhibé (processus photosynthétique dégradé). Si ces modèles de type III proposent une approche théorique amenant à une modélisation plus précise, ils n'ont en revanche pas encore été validés en conditions extérieures, en raison notamment de l'incertitude propre aux comportements hydrodynamiques au sein de telles cultures et aux temps de réponse encore méconnus des microalgues face aux fluctuations de lumière [102].

L'approche la plus pragmatique, qui consiste à choisir un compromis entre universalité et praticité, pousse à se tourner vers l'utilisation d'un modèle de type II dans cette étude. Ceci permet une meilleure description du système qu'un modèle de type I, tout en réduisant la complexité de calcul par rapport à un modèle de type III.

I.3.2 – Formulation des modèles de croissance

Le contrôle d'un système de culture peut rendre nécessaire la description du développement des cellules en fonction des facteurs d'influence, par le biais d'un modèle de croissance. Les phénomènes biologiques étant trop complexes pour pouvoir être décrits par des modèles de connaissance, des modèles phénoménologiques sont utilisés. Le but est de symboliser sous forme simplifiée la cinétique de croissance observée expérimentalement dans des conditions de culture définies.

Il s'agit de l'approche la plus utilisée pour décrire le comportement des microalgues en fonction des variables environnementales. Cependant, les modèles mis en place se placent plutôt dans une démarche de compréhension des phénomènes de croissance, mais peu dans une visée applicative [103]. Ainsi, ils sont souvent validés à l'échelle laboratoire sous lumière artificielle, mais peu à grande échelle en conditions solaires.

Avec cette approche, les formulations conventionnelles [102], [104] se basent par exemple sur le modèle de Monod [105] ou sur le modèle d'Andrews [106]. De manière générale, un terme de productivité maximale est greffé à un terme variant entre 0 et 1 et dépendant des facteurs influençant la croissance, principalement la lumière. Le modèle de Monod s'arrête à la description des phénomènes de photo-limitation et de photo-saturation, alors que le modèle d'Andrews rend compte des pertes de productivités sous haute irradiance, par l'ajout d'un terme de photo-inhibition. La considération de la respiration passe quant à elle généralement par l'ajout d'un terme négatif constant, ou plus rarement par un terme négatif fonction de la lumière.

A l'opposé, les modèles de « boîte noire » fournissent une approche purement empirique : le système mathématique ou statistique ne reprend aucun principe scientifique et peut être formulé en l'absence de connaissance des phénomènes mis en jeu. Dans les modèles empiriques les plus récents, des approches par apprentissage profond ont été développées, lesquelles font interagir différents paramètres d'entrée (lumière, température, ...) avec le paramètre de sortie (ici la croissance cellulaire ou la concentration en biomasse) [107], [108]. Si les phénomènes biologiques n'ont pas besoin d'être connus, ces approches nécessitent une base conséquente de données (mesures biologiques, mesure de luminosité), pour produire un modèle valide dans les conditions expérimentales explorées.

Dans ce travail de thèse, une approche mécanistique sera privilégiée. Premièrement, cela permet d'identifier les principaux facteurs amenant à un gain de productivité en fonction des conditions de culture imposées. Deuxièmement, cela rend possible la mise en place d'un contrôle spécifique sur certains paramètres de croissance. Troisièmement, le modèle peut être adapté, par ajout de termes complémentaires décrivant des phénomènes spécifiques (effet de la température, effet des hautes lumières, ...). Cette

potentielle adaptation peut aussi se faire par réidentification des valeurs des paramètres cinétiques, à partir de données expérimentales.

I.3.3 – Formulation des modèles radiatifs

Comme vu précédemment, seulement une partie de la lumière reçue à travers la paroi optique (paroi transparente pour la réception de lumière) est absorbée par la cellule. Dans le milieu de culture, il s'en suit que les microalgues situées le plus en avant (proche de la paroi optique) sont celles qui reçoivent le plus de lumière visible. Progressivement, la lumière disponible décroît avec la distance par rapport à la paroi optique : elle est atténuée. Les microalgues situées en profondeur de culture sont alors celles qui reçoivent le moins de lumière. L'augmentation de la concentration en biomasse dans le milieu de culture ou l'augmentation du taux pigmentaire dans les cellules peuvent amener à un profil de lumière plus atténué dans le milieu, ce qui peut amener à une ressource de lumière localement trop faible pour ces dernières.

Après absorption des rayons lumineux, le reste de la lumière peut être transmis dans la même direction à l'arrière de la cellule, ou diffusé dans toutes les directions. Ce phénomène de diffusion est relativement faible lorsqu'il s'agit de milieux à faible concentration en biomasse. C'est pourquoi certains modèles de transfert radiatif, telle la loi de Beer-Lambert [109], valident un profil d'atténuation lumineuse en ne considérant que le phénomène d'absorption. Le coefficient d'extinction de cette loi, qui décrit la vitesse d'atténuation de la lumière, correspond au coefficient d'absorption caractéristique de la souche [110]. Ce coefficient sera détaillé plus tard dans la mise en place du modèle radiatif. Pour un milieu de plus haute concentration cellulaire, il est nécessaire de considérer le phénomène de diffusion, qui ne peut être négligé dans des cultures en photobioréacteurs intensifiés [111].

A l'image du modèle de croissance qui dépend de paramètres cinétiques dont les valeurs sont inhérentes à chaque souche, le modèle radiatif se base sur un ensemble de propriétés radiatives. Ces propriétés prennent en compte les facteurs influençant l'absorption de lumière, notamment la concentration en microalgues, comme cela sera expliqué dans le chapitre 2.

Du fait d'un travail potentiel à haute concentration en biomasse, un modèle radiatif décrivant l'atténuation de lumière en fonction de la lumière collimatée (rayons émis dans la même direction) et de la lumière diffuse (rayons émis dans toutes les directions) doit être utilisé. De plus, ce modèle doit être applicable avec un profil spectral au vu de la problématique solaire, et ajustable en fonction des paramètres biologiques que sont la concentration en microalgues et le taux de pigments dans les cellules.

I.4 – Stratégies d'optimisation de production

I.4.1 – Leviers de suivi et de conduite d'un système de production de microalgues

Les facteurs qui influencent la croissance d'une microalgues dans un système de culture, pour la plupart, peuvent être suivis et contrôlés [112]. Il s'agit des variables caractérisant la phase abiotique comme la température du milieu de culture, les concentrations des espèces dissoutes (O_2 , CO_2 , ...) ou le pH.

Concernant la phase biotique (concentration en biomasse et ses constituants, activité physiologique, ...) des sondes capables de mesurer la concentration en biomasse et ou en pigments dans la cellule, ainsi que des analyseurs multiparamétriques basées notamment sur la RMN [113] ou la spectroscopie Raman [114] sont développés ou à l'étude, avec des performances variables suivant les conditions d'implantation.

Le suivi de ces paramètres permet leur contrôle, moyennant une instrumentation suffisante. Si les conditions optimales de croissance sont connues, celles-ci peuvent être maintenues à des valeurs consignes, idéalement par l'implémentation d'un système de contrôle-commande assurant une conduite stable et optimisée en conditions réelles de fonctionnement.

Ainsi, le contrôle des concentration dissoutes en CO_2 et O_2 est réalisé couramment par l'injection d'air enrichi en CO_2 à des débits constants ou variables pilotés par des boucles de régulations du pH ou de concentration d' O_2 dissous (ayant un effet inhibiteur

au-delà d'un seuil critique). Des régulateurs de type PID ou numériques ont été proposés dans la littérature, avec des implémentations à grande échelle [115].

Quant à la température, sa régulation active à l'optimum de production augmente de manière excessive les coûts d'exploitation des systèmes de culture, rendant le procédé non viable économiquement. Des solutions passives sont plutôt recherchées [116], [117].

Quant à l'apport en nutriments, celui-ci dépend du mode opératoire du système de culture. Lors d'une opération en mode batch (au regard de la phase liquide du PBR), les éléments nutritifs sont introduits avec le milieu de culture en fonction de la concentration en biomasse visée en fin de batch.

Dans les autres modes de culture (semi-continu, continu), un renouvellement du milieu de culture, concomitant (ou pas) avec le soutirage d'une quantité équivalente, sont opérés à des intervalles réguliers. La conduite du système de culture par le pilotage de ces débits détermine sa productivité.

La concentration en biomasse est une variable clé pour la conduite du système de culture, elle peut être régulée en ajustant le taux de dilution. Cette concentration détermine la quantité des photons disponibles dans le milieu de culture et donc la vitesse de croissance. La biomasse microalgale à valoriser est contenue dans le volume soutiré depuis le PBR : il s'agit de la production par récolte.

La production de biomasse dépend donc directement du renouvellement du milieu de culture. L'optimisation de la production consiste donc à maintenir les conditions de culture (température, pH, ...) à un optimum, et à définir une loi optimale pour le renouvellement de milieu.

I.4.2 – Stratégies en lumière constante

La majorité des stratégies d'optimisation d'une culture de microalgues, par contrôle des conditions de culture ou de renouvellement du milieu, sont appliquées dans la littérature en conditions de lumière artificielle [118].

Premièrement, une simple optimisation statique peut être envisagée [119] : les conditions de lumière et de concentration pour une productivité optimales en lumière constante sont identifiées, desquelles est déduit le taux de renouvellement optimal à opérer en continu. Une autre solution est de définir en amont un profil de renouvellement et une concentration initiale en biomasse, tels qu'ils amènent à la plus haute productivité sur tout le scénario [120]. Cependant, ces approches présupposent un modèle de prédiction parfait, mais aussi que le comportement du système ne sera soumis à aucune perturbation. C'est pourquoi l'optimisation en dynamique, avec une actualisation de la commande, reste l'approche la plus pertinente pour une visée applicative du contrôle.

En dynamique, certaines approches permettant de stabiliser le système dans un état optimal se basent sur l'utilisation d'un contrôleur PI [121] ou d'une stratégie de contrôle linéarisante [122], [123], [124]. Ces approches consistent en l'adaptation fréquente (période de contrôle de quelques minutes) d'une loi de commande en fonction de l'erreur entre la mesure de la concentration en biomasse (par retour d'état du système) et sa valeur consigne et de l'estimation paramétrique (prédiction du comportement sur un seul pas de temps).

Le contrôleur PID est un outil très utilisé pour des applications industrielles en chimie ou mécanique notamment [125]. Contrôler la concentration microalgale par un tel contrôleur nécessite cependant de linéariser le modèle de croissance, qui est par nature fortement non-linéaire. En introduisant une incertitude de prédiction par linéarisation, les performances de la stratégie de contrôle peuvent par conséquent être dégradées. Adapter les paramètres du contrôleur PID en limitant le modèle à des zones de fonctionnement linéarisées (notion appelée « gain scheduling ») est une piste pour réduire les dégradations des performances [126], [127], [128].

La linéarisation du modèle de croissance n'est toutefois pas un prérequis pour la stratégie de contrôle linéarisante. En effet, celle-ci est en mesure de travailler avec des modèles non-linéaires. A noter que si la loi est actualisée sur un pas de temps très faible, celle-ci peut même s'affranchir de l'utilisation du modèle [122] tout en garantissant un suivi efficace de la consigne.

La stratégie de contrôle linéarisant est intéressante, puisqu'elle permet de stabiliser des procédés non linéaires (ce qui est le cas des cultures solaires de microalgues) et de suivre avec précision une consigne tout en rejetant les perturbations extérieures.

A noter qu'une autre stratégie a été étudiée dans la littérature [129], telle qu'elle propose de suivre non pas une consigne sur la concentration en biomasse, mais une condition luminostatique (rapport constant entre la lumière incidente et la concentration). Cette approche peut sembler prometteuse pour adapter le profil de concentration en biomasse en fonction de l'irradiance reçue à la surface du PBR en conditions solaires.

I.4.3 – Stratégies en lumière variable

La question de l'optimisation de production de biomasse microalgale en lumière variable n'a été abordée que relativement récemment [130]. Cependant, des stratégies de contrôle optimales ont déjà été testés en simulation dans la littérature.

A l'inverse d'un pilotage sous lumière constante, l'obtention de performances optimales face à la variabilité incontrôlable des conditions solaires doit passer par l'usage d'une prédiction. Dans le cas de l'optimisation de la production par un MPC (Model Predictive Control), la commande optimale est un profil de taux de dilution, qui s'étend jusqu'à l'horizon fini de prédiction. Cette stratégie MPC est préconisée par la littérature, puisque les gains peuvent être doublés par rapport à une approche classique de production (Tableau I). De plus, cette approche peut être implémentée en dynamique en temps réel. Dans ce cas, l'optimalité des performances est assurée par un glissement de l'horizon : le MPC est alors interrogé à chaque étape de contrôle, à partir d'un set de mesures alimentant le modèle prédictif.

Les horizons de prédiction avancés sont cependant longs : 4 jours ou plus. En pratique, les conditions météorologiques ne peuvent être prédites avec fiabilité sur un tel horizon temporel. De plus, l'augmentation de l'horizon de prédiction a aussi pour effet d'augmenter le temps de calcul de l'optimisation MPC.

A noter que réduire le profil de dilution à un taux différent par jour amène, par un processus de maximisation de la productivité sur 24 heures, à des gains de seulement 19 % [131]. En supposant des temps de calcul réduits par rapport au MPC du fait d'un horizon de prédiction plus faible et d'un profil de dilution réduit, cette approche est toutefois peu compétitive.

En résumé, dans l'optique de recherche d'une stratégie de contrôle performante en termes de productivité, le plus judicieux semble de se tourner vers un contrôle par MPC, avec une productivité optimisée sur horizon de prédiction suffisamment long et

Tableau I. Stratégies d'optimisation de production en lumière variable

Variables	Stratégies	Résultats	Réf.
Variables d'action : F_{in} et F_{out} Variable contrôlée : X	Référence : D constant Optimisation : profils de F_{in} et F_{out} prédits sur 4 jours par maximisation de la productivité, modèle MPC	Gains de productivité de 114 % sur un profil simulé d'été	[132]
Variables d'action : F_{in} et F_{out} Variable contrôlée : X	Référence : D constant Optimisation : profils de F_{in} et F_{out} prédits sur une semaine par modèle MPC et maximisation de la productivité	Gains de productivité de 122 % sur un profil simulé d'été	[133]
Variable d'action : Q_m (flux volumique de circulation) Variable contrôlée : X_{out} (concentration en biomasse en sortie de la boucle tubulaire)	Référence : D court à taux optimal Optimisation : profil de D prédit sur 24 heures par maximisation de la biomasse produite en sortie, modèle CPC (Control Parametrization Concept) similaire au MPC	Gains de productivité de 9 % sur un profil réel d'été	[134]
Variable d'action : D Variable contrôlée : X	Référence : D constante à taux optimal Optimisation : activation de D à un seuil haut par PMP (Prontryagin's Maximum Principle)	Gains de productivité de 17 % sur un motif de lumière ($1\ 500\ mmol_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$) puis $0\ mmol_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$)	[135]
Variables d'action : F_{in} et F_{out} Variable contrôlée : X	Référence : milieu renouvelé à 60 % tous les 3 jours Optimisation : profil simple de D actualisé quotidiennement par maximisation de la productivité sur 24 heures	Gains de productivité de 19 % sur un profil réel d'été	[131]

Conclusions du chapitre

Les travaux de recherche liés à l'exploitation des microalgues à grande échelle en conditions solaires concernent essentiellement les questions environnementales : traitement de l'eau, valorisation du CO₂ et production d'énergie. A l'échelle industrielle, les applications concernent majoritairement l'alimentation animale, les compléments alimentaires à usage domestique et autres molécules à haute valeur ajoutée pour des usages cosmétiques et pharmaceutiques. Economiquement, la problématique principale concerne le prix de revient. Ce prix reste encore élevé, en raison des capacités de production faibles et des coûts de production élevés. A l'heure actuelle, la production de biomasse microalgale est essentiellement rendue possible par l'exploitation de bassins et raceways, des systèmes de culture low-cost.

La lumière est la variable clé gouvernant la conception et la conduite des systèmes de culture. Cependant, d'autres paramètres liés à la physico-chimie du milieu et à l'apport en nutriments sont tout aussi importants pour maximiser la productivité de ces systèmes.

Le maintien de bonnes conditions de croissance n'est cependant réalisable qu'avec un contrôle suffisamment avancé. Ce contrôle avancé peut aussi être la clé d'une maximisation de la production de biomasse en conditions solaires, dès lors qu'une stratégie pertinente est envisagée. En conditions solaires simulées, la littérature montre que les stratégies prédictives avec des horizons de prédiction de plusieurs jours sont les plus à même d'optimiser la production pendant la phase de culture. Il y est aussi montré l'intérêt d'un support de modélisation de la croissance lors d'une problématique d'optimisation. En effet, le modèle devient primordial pour prédire le comportement dynamique de la culture.

CHAPITRE II

METHODOLOGIE DE MODELISATION ET DE CONTRÔLE D'UN PHOTOBIOREACTEUR PLAN EN CONDITIONS SOLAIRES

“All too often, modeling stops at the point when the results ‘agree’ with available experimental data. Data are never complete, and such premature truncations of effort can often miss the essential goal of a deep physical understanding of the system.”

- Charles E. Kolb

Introduction du chapitre

La lumière et la température apparaissent comme les paramètres majeurs qui influent sur les capacités de production de biomasse microalgale. En conditions extérieures, la température du système reste un paramètre maîtrisable, contrairement à la lumière. C'est donc la lumière solaire, en tant que variable non contrôlable, qui nécessite l'attention la plus forte. Un modèle global aura pour but de simuler l'évolution d'un système de culture de microalgues en conditions extérieures, donc soumis à de la lumière variable (II.1). Ce modèle devra être en mesure de prédire au cours du temps l'évolution de paramètres abiotiques et biotiques liés au système, face à : des variables non contrôlables, des variables contrôlables et des paramètres inhérents à la localisation du site de production, à la géométrie du système, à la souche étudiée.

Ce modèle servira de socle commun pour l'étude de diverses stratégies de contrôle. Dans le cadre de production de biomasse à grande échelle, les stratégies introduites (II.2) doivent répondre à des enjeux industriels spécifiques : investissement faible, robustesse de la culture, maximisation de la quantité de biomasse produite. Ces stratégies ont la contrainte de pouvoir être applicables sur des systèmes réels, puisque certaines de ces stratégies seront retenues pour une validation expérimentale.

Avant la phase expérimentale, la viabilité et les performances des stratégies de contrôle nécessitent d'être évaluées sur une phase de simulations. Pour cela, le modèle mis en place sera interrogé sur un ensemble de scénarios prédéfinis (II.3.1). L'objectif de ces scénarios est alors de reproduire diverses conditions solaires typiques, afin de déterminer la possible influence de la météo sur les capacités des différentes stratégies de contrôle.

II.1 – Modélisation du système

II.1.1 – Modèle biologique

II.1.1.1 – Bilan de matière

Au sein d'un photobioréacteur, la population des cellules cultivées évolue, soumise aux effets de croissance et de prélèvement du milieu. Un simple bilan de matière appliqué en conditions RPA (Réacteur Parfaitement Agité) permet de modéliser l'évolution, dans le temps, de la concentration massique de la biomasse microalgale X (en $g_X \cdot L^{-1}$) au sein d'un photobioréacteur à volume constant :

$$\frac{dX}{dt} = \langle \mu \rangle \cdot X - \frac{F \cdot X}{V} \quad (1)$$

Avec $\langle \mu \rangle$ (s^{-1}) le taux spécifique de croissance à l'échelle volumique, F ($L \cdot s^{-1}$) le flux volumique de prélèvement en sortie du système et V (L) le volume de culture. En introduisant le taux de dilution D (s^{-1}), ou taux de renouvellement du volume du système, paramètre inverse au temps de résidence τ_{res} (s), la relation devient :

$$\frac{dX}{dt} = \langle \mu \rangle \cdot X - D \cdot X \quad (2)$$

Avec $D \cdot X$ ($g_X \cdot L^{-1} \cdot s^{-1}$) représentant le terme de production (en sortie du système) et $\langle \mu \rangle \cdot X$ la vitesse de croissance (au sein du système), aussi notée $\langle r_X \rangle$ ($g_X \cdot L^{-1} \cdot s^{-1}$). Cette vitesse de croissance est proportionnelle à la vitesse de production d'oxygène et dépend des mécanismes de respiration à la lumière et de photosynthèse.

II.1.1.2 – Cinétique de croissance

Décrire la croissance biologique est donc le point essentiel du travail de modélisation du système dans sa globalité, notamment en vue d'un contrôle avancé. Avec l'objectif d'une modélisation pertinente en conditions solaires, le choix s'est porté sur un modèle de type II, qui permet de caractériser un gradient de lumière au sein du milieu (I.3.3). En effet, ce type de modèle se focalise sur le gradient de lumière au sein du milieu par discrétisation du volume interne sur chaque couche d'épaisseur. Ainsi, à l'échelle

volumique, le taux spécifique de croissance moyen $\langle \mu \rangle$ (s^{-1}) est obtenu par intégration selon l'épaisseur (pour les systèmes plans) :

$$\langle \mu \rangle = \frac{1}{e_{cm}} \cdot \int_0^{e_{cm}} \mu(z) \cdot dz \quad (3)$$

avec μ (s^{-1}) le taux spécifique de croissance à l'échelle locale, e_{cm} (cm) l'épaisseur de culture du photobioréacteur et z la profondeur en coordonnées rectangulaires.

Cinétique de croissance à la lumière

Le modèle de croissance utilisé dans la thèse est une approche de type mécanistique mise en place au laboratoire GEPEA, proposée dans [136] et améliorée dans [137], et qui repose sur la description, en conditions de limitation lumineuse, du taux d'oxygène produit par les cellules eucaryotes en fonction du niveau de transfert d'énergie dans l'appareil photosynthétique :

$$\mu_{day} = \frac{J_{O_2} \cdot M_X}{\nu_{O_2-X}} \quad (4)$$

avec J_{O_2} ($mol_{O_2} \cdot kg_X^{-1} \cdot s^{-1}$) le taux net d'évolution d'oxygène et M_X ($kg_X \cdot mol_X^{-1}$) et ν_{O_2-X} ($mol_{O_2} \cdot mol_X^{-1}$) des paramètres propres à la souche d'étude (Tableau II).

Le résultat de la production (par photosynthèse) et de la consommation (par respiration) de l'oxygène dépend de la lumière absorbée, tel que :

$$J_{O_2} = \Phi' \cdot \rho_m \cdot \frac{K}{K + A} \cdot A - \frac{J_{NADH_2}}{\nu_{NADH_2-O_2}} \cdot \frac{K_R}{K_R + A} \quad (5)$$

avec Φ' , ρ_m , J_{NADH_2} , $\nu_{NADH_2-O_2}$, K et K_R des coefficients propres à la souche d'étude (Tableau II, valeurs pour la souche *Chlorella vulgaris*). Les termes de gauche et de droite dans l'équation correspondant respectivement à l'activité de la photosynthèse et à la respiration à la lumière.

La grandeur A (en $\mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{kg}_x^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$) est la vitesse locale d'absorption photonique qui représente la quantité de lumière absorbée par les cellules. L'intégration de A sur l'épaisseur donne $\langle A \rangle$ (vitesse d'absorption photonique à l'échelle volumique), paramètre relatif au niveau de stress des cellules face à la lumière [138]. Avec ce modèle, dans le cas d'une lumière très forte ($A \rightarrow \infty$), la photosynthèse est saturée et la respiration à la lumière devient nulle : $J_{O_2} \rightarrow \Phi' \cdot \rho_m$. A l'inverse, à l'obscurité ($A \rightarrow 0$), la photosynthèse est nulle et la respiration à la lumière est maximale : $J_{O_2} \rightarrow \frac{J_{NADH_2}}{v_{NADH_2-O_2}}$.

L'évolution de A sur le profil d'épaisseur du milieu de culture peut être connue par le biais d'un modèle radiatif (II.1.2). A noter que les termes liés à la photosynthèse et à la respiration à la lumière s'annulent lorsque $A = A_{comp}$, autrement dit au point de compensation (Tableau II). Cette limite non nulle définit la frontière à partir de laquelle un phénomène de décroissance peut apparaître (diminution de la concentration en biomasse).

Cinétique de croissance la nuit

Dans le cas d'une culture solaire en absence totale de lumière la nuit, seule la respiration est possible. Ainsi, en l'absence de ressources énergétiques extérieures, la cellule réoriente son métabolisme afin de subsister dans son milieu, amenant à la consommation d'une partie de ses propres ressources énergétiques. Ce mécanisme de respiration à l'obscurité induit une légère décroissance de la concentration en biomasse la nuit, telle que :

$$\langle \mu \rangle = -\mu_{night} \quad (6)$$

avec μ_{night} un paramètre inhérent à la souche et généralement considéré constant (Tableau II). Sa valeur est environ 20 fois plus faible que lorsqu'une microalgue est en respiration à une lumière nulle (lorsque $A \rightarrow 0$). Cette grande différence s'explique par un usage différent des ressources avec le mécanisme de respiration à l'obscurité lorsque l'absence de lumière est prolongée, à savoir la nuit.

Paramètres cinétiques de *Chlorella vulgaris*

Dans le modèle biologique présenté ici, les paramètres cinétiques de la souche d'étude *Chlorella vulgaris* (Tableau II) sont issus de travaux antérieurs à cette thèse [139] et sont considérés constants.

Tableau II. Paramètres du modèle cinétique pour la souche *Chlorella vulgaris*

Paramètre	Valeur	Unité	Définition
A_{comp}	2 800	$\mu mol_{hv} \cdot kg_X^{-1} \cdot s^{-1}$	Point de compensation
e_{cm}	2,3	cm	Epaisseur de culture
J_{NADH_2}	$1,8 \cdot 10^{-3}$	$mol_{NADH_2} \cdot kg_X^{-1} \cdot s^{-1}$	Taux spécifique de NADH ₂
K	$4,00 \cdot 10^4$	$\mu mol_{hv} \cdot kg_X^{-1} \cdot s^{-1}$	Constante de demi-saturation de la photosynthèse
K_R	932	$\mu mol_{hv} \cdot kg_X^{-1} \cdot s^{-1}$	Constante de respiration à la lumière
M_X	0,024	$kg_X \cdot mol_X^{-1}$	Masse C-molaire de la biomasse
Φ	$1,1 \cdot 10^{-7}$	$mol_{hv} \cdot mol_{O_2}^{-1}$	Rendement quantique molaire de l'oxygène
μ_{night}	$1,11 \cdot 10^{-6}$	s^{-1}	Taux spécifique de croissance de nuit
$\nu_{NADH_2-O_2}$	2	$mol_{NADH_2} \cdot mol_{O_2}^{-1}$	Coefficient stoechiométrique de conversion de
ν_{O_2-X}	1,13	$mol_{O_2} \cdot mol_X^{-1}$	Coefficient stoechiométrique de la conversion
ρ_m	0,8	/	Rendement maximal de conversion des photons

II.1.2 – Modèle radiatif

II.1.2.1 – Gradient de lumière

Prédire le gradient de lumière au sein du milieu permet d'identifier le stress lumineux et de quantifier la cinétique de croissance pour les modèles de type II. Pour cela, il est nécessaire de connaître les interactions cellule/environnement en termes de transfert radiatif.

La quantité de lumière absorbée au sein de la culture, représentée par $A(z)$, est dépendante de la quantité de lumière reçue en un point du réacteur, représentée par l'irradiance locale $G(z, \lambda)$ ($\mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$) :

$$A(z) = \frac{1}{\lambda_{max} - \lambda_{min}} \cdot \int_{\lambda_{min}}^{\lambda_{max}} E_a(\lambda) \cdot G(z, \lambda) \cdot d\lambda \quad (7)$$

avec $E_a(\lambda)$ ($\text{m}^2 \cdot \text{kg}_X^{-1}$) le coefficient massique d'absorption et λ (nm) la longueur d'onde. Dans le cas des microalgues, l'énergie lumineuse convertie par la cellule pour la photosynthèse correspond à une partie du visible du spectre lumineux : la fraction PAR (Photosynthetic Active Radiation), qui se situe entre 400 nm (λ_{min}) et 700 nm (λ_{max}).

Suite à son absorption par les cellules, la ressource disponible décroît en profondeur, induisant un gradient d'irradiance. Afin de modéliser ce gradient, l'approche majoritairement utilisée [140], [141], [142], [143] consiste à considérer le milieu comme uniquement absorbant, ce qui permet l'application simple de la loi de Beer-Lambert :

$$G = G_0 \cdot \exp(-E_a \cdot e_{cm} \cdot X) \quad (8)$$

avec G_0 ($\mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$) l'irradiance à la surface éclairée (dépendante du flux solaire total).

Cependant, il convient de considérer le phénomène de diffusion en complément de l'absorption. Ce phénomène est le résultat d'une déviation de la trajectoire du rayon lumineux lors de son passage à travers la cellule, lorsqu'il n'est pas absorbé par les

pigments. Cette diffusion est d'autant plus importante que la concentration en biomasse dans le système éclairé est grande, ce qui est nécessairement le cas des technologies intensives en conditions solaires [144].

II.1.2.2 – Modèle à deux flux

Pour inclure dans l'équation les phénomènes de diffusion, une solution proposée est de considérer la cellule comme une particule optique sphérique homogène, qui reçoit de la lumière provenant de toutes les directions. Avec le modèle radiatif dit « à deux flux » [145], le principe est de représenter schématiquement l'ensemble de la lumière reçue par deux flux de même direction mais de sens opposés (Figure 14). L'irradiance reçue correspond à la somme de ces deux flux :

$$G(z, \lambda) = I^+(z, \lambda) + I^-(z, \lambda) \quad (9)$$

avec $I^+(z, \lambda)$ ($\mu\text{mol}_{h\nu} \cdot \text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$) l'intensité lumineuse reçue dans le sens direct (sens des rayons solaires) et $I^-(z, \lambda)$ ($\mu\text{mol}_{h\nu} \cdot \text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$) l'intensité lumineuse reçue dans le sens opposé (portion rétro-diffusée).

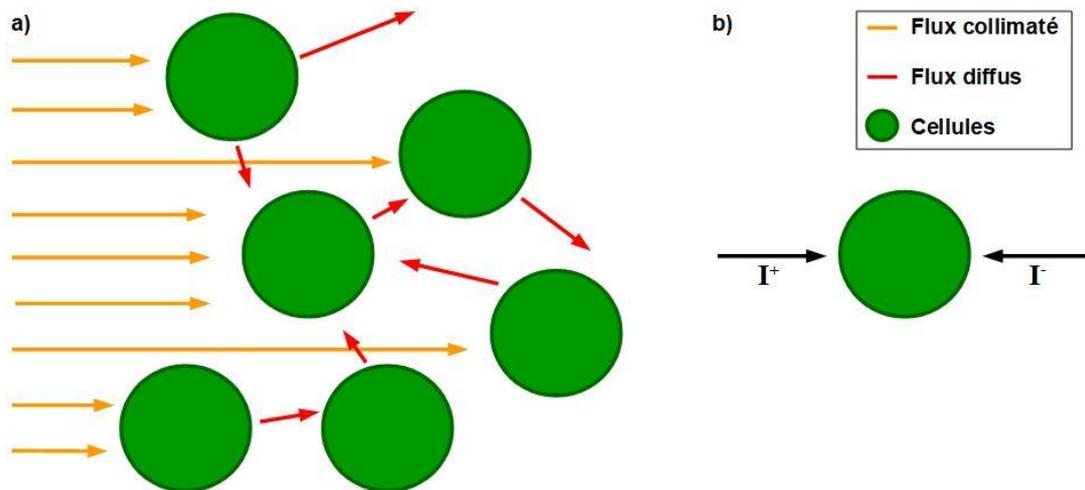


Figure 14. Flux lumineux reçus par les cellules : a) propagation dans le milieu, b) représentation schématique du modèle radiatif à deux flux (d'après [145])

La représentation schématique du modèle à deux flux amène à un système d'équations différentielles exprimées en fonction de la profondeur, et qui prennent en compte les phénomènes d'absorption et de diffusion :

$$\frac{dI^+(z, \lambda)}{dz} = -E_a(\lambda) \cdot X \cdot I^+(z, \lambda) - b(\lambda) \cdot E_s(\lambda) \cdot X \cdot (I^+(z, \lambda) - I^-(z, \lambda)) \quad (10)$$

$$\frac{dI^-(z, \lambda)}{dz} = E_a(\lambda) \cdot X \cdot I^-(z, \lambda) - b(\lambda) \cdot E_s(\lambda) \cdot X \cdot (I^+(z, \lambda) - I^-(z, \lambda)) \quad (11)$$

avec $E_s(\lambda)$ ($m^2 \cdot kg_X^{-1}$) le coefficient massique de diffusion et $b(\lambda)$ la fraction rétro-diffusée.

Les valeurs de ces paramètres radiatifs sont propres à chaque souche et évoluent selon la longueur d'onde de la lumière et la teneur en pigments w_{pig} , qui correspond à la proportion totale des pigments selon la taille et la forme des cellules :

$$w_{pig} = \frac{c_{pig}}{X} \quad (12)$$

avec c_{pig} ($g \cdot L^{-1}$) la concentration totale en pigments.

En considérant la microalgue comme une double sphère concentrique, les propriétés radiatives ont été déterminées par spectrophotométrie à sphère d'intégration, sur l'ensemble du spectre PAR pour *Chlorella vulgaris* [146], et ce pour différents teneurs pigmentaires. Une interpolation des valeurs spectrales de ces propriétés radiatives permet d'obtenir une table de données sur une plage étendue de teneurs pigmentaires (Figure 15, Figure 16, Figure 17), en considérant une répartition homogène des pigments. Ceci permet de prendre en compte dans le modèle de croissance l'adaptation du matériel pigmentaire, dans le cadre d'une culture sous lumière variable. En effet, la teneur pigmentaire peut évoluer à l'échelle de plusieurs heures et répond à l'inverse de l'apport en lumière, avec une baisse de la teneur lors d'une forte montée en lumière, et inversement [147]. A noter qu'en conditions solaires, la teneur pigmentaire se situe typiquement autour de 4 % (Tableau III).

Pour la souche *Chlorella vulgaris*, le coefficient massique d'absorption E_a (Figure 15) devient presque nul aux alentours de 550 nm, soit une longueur d'onde située dans le vert. En effet, l'absorption prononcée de la lumière par les pigments dans le bleu (en-dessous de 500 nm) et dans le rouge (au-dessous de 600 nm) laisse le passage à la lumière verte, soit la couleur observée chez cette souche (car faiblement absorbée). Le rôle de l'appareil pigmentaire étant d'absorber les photons pour ensuite les convertir, il apparaît logiquement que l'augmentation de la teneur pigmentaire augmente la valeur moyenne du coefficient massique d'absorption. Le phénomène inverse se produit pour le coefficient massique de diffusion E_s (Figure 16) et la fraction rétro-diffusée b (Figure 17). En effet, la proportion pigmentaire dans la cellule étant accrue, une plus grande partie des rayons est absorbée, ce qui réduit la possibilité pour ces rayons d'être diffusés par la suite.

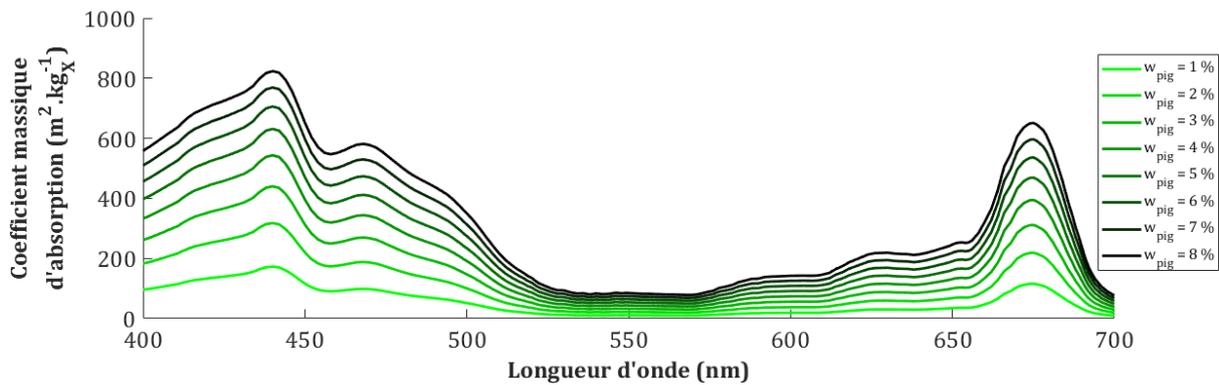


Figure 15. Spectre du coefficient massique d'absorption pour *Chlorella vulgaris*

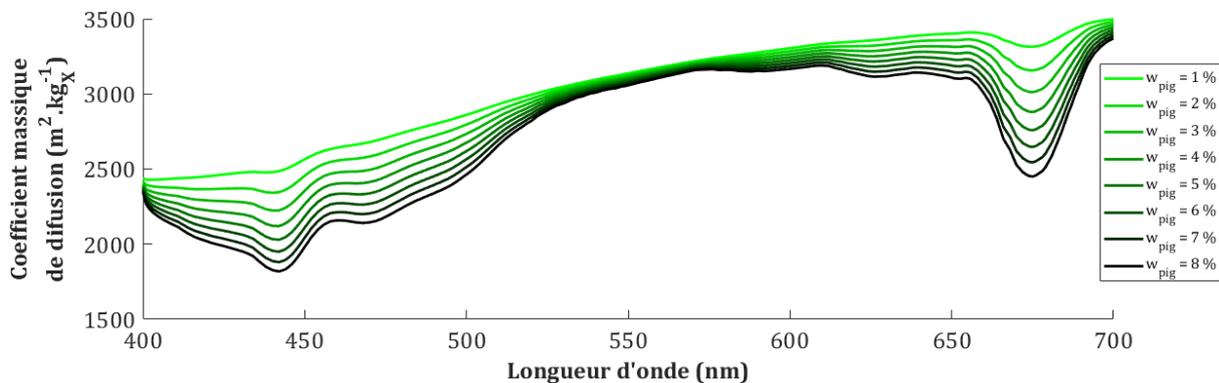


Figure 16. Spectre du coefficient massique de diffusion pour *Chlorella vulgaris*

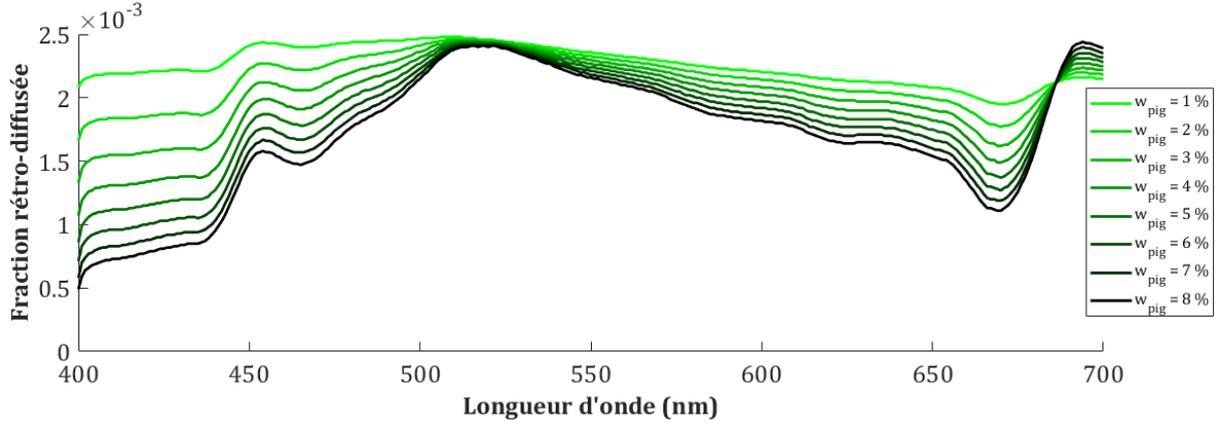


Figure 17. Spectre de la fraction rétro-diffusée pour *Chlorella vulgaris*

La résolution des équations (10) et (11) dans le cadre d'un PBR plan soumis à un rayonnement solaire [148] conduit à :

$$G(z, \lambda) = G_{col}(z, \lambda) + G_{dif}(z, \lambda) \quad (13)$$

avec $G_{col}(z, \lambda)$ ($\mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$) la part collimatée de l'irradiance (ou rayonnement direct unidirectionnel) et $G_{dif}(z, \lambda)$ ($\mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$) sa partie diffuse (ou rayonnement reçu depuis toutes les directions).

Ces deux parts collimatée (15) et diffuse (16) dépendent respectivement des densités de flux solaire collimaté $q_{col}(\lambda)$ et diffus $q_{dif}(\lambda)$, dont la somme représente la densité de flux solaire reçue au totale depuis le ciel :

$$q_0(\lambda) = q_{col}(\lambda) + q_{dif}(\lambda) \quad (14)$$

Le spectre caractéristique de $q_0(\lambda)$ correspond au spectre solaire AM 1.5 (Figure 10.a). Par souci de simplification visant à négliger l'absorption préférentielle de certaines longueurs d'onde par d'éventuels nuages, la part d'intensité pour chaque longueur d'onde du spectre solaire est considérée inchangée.

Une fois le milieu de culture atteint, les irradiances évoluent en profondeur selon une représentation de type modèle à deux flux [149] :

$$G_{col}(z, \lambda) = \frac{2q_{col}(\lambda) (1 + \alpha(\lambda)) \cdot \exp(-\delta_{col}(\lambda) \cdot (z - e_{cm})) - (1 - \alpha(\lambda)) \cdot \exp(\delta_{col}(\lambda) \cdot (z - e_{cm}))}{\cos(\theta) \left((1 + \alpha(\lambda))^2 \cdot \exp(\delta_{col}(\lambda) \cdot e_{cm}) - (1 - \alpha(\lambda))^2 \cdot \exp(-\delta_{col}(\lambda) \cdot e_{cm}) \right)} \quad (15)$$

$$G_{dif}(z, \lambda) = 4q_{dif}(\lambda) \frac{(1 + \alpha(\lambda)) \cdot \exp(-\delta_{dif}(\lambda) \cdot (z - e_{cm})) - (1 - \alpha(\lambda)) \cdot \exp(\delta_{dif}(\lambda) \cdot (z - e_{cm}))}{(1 + \alpha(\lambda))^2 \cdot \exp(\delta_{dif}(\lambda) \cdot e_{cm}) - (1 - \alpha(\lambda))^2 \cdot \exp(-\delta_{dif}(\lambda) \cdot e_{cm})} \quad (16)$$

avec θ (*rad*), l'angle d'incidence des rayons solaires dans la direction collimatée par rapport à la normale de la surface du PBR (modèle décrit en), et $\delta_{col}(\lambda)$ et $\delta_{dif}(\lambda)$ (m^{-1}) les coefficients d'extinction collimaté et diffus définis tels que :

$$\delta_{col}(\lambda) = \frac{X \cdot \sqrt{E_a(\lambda) \cdot (E_a(\lambda) + 2b(\lambda) \cdot E_s(\lambda))}}{\cos(\theta)} \quad (17)$$

$$\delta_{dif}(\lambda) = 2X \cdot \sqrt{E_a(\lambda) \cdot (E_a(\lambda) + 2b(\lambda) \cdot E_s(\lambda))} \quad (18)$$

et $\alpha(\lambda)$ le module linéaire de diffusion :

$$\alpha(\lambda) = \sqrt{\frac{E_a(\lambda)}{E_a(\lambda) + 2b(\lambda) \cdot E_s(\lambda)}} \quad (19)$$

Un obstacle pourrait être néanmoins rencontré, dans le couplage du modèle radiatif au modèle de croissance [130]. En effet, la photo-acclimatation des cellules amène à une variation de la composition pigmentaire, ce qui influe sur les propriétés radiatives [150], et donc par la suite sur l'absorption de lumière. Ici, les valeurs typiques de propriétés radiatives sont obtenues pour une teneur en pigments de 4 %, valeur gardée constante car représentative de conditions de culture expérimentales en conditions solaires sur le système plan de l'étude déjà utilisé par le passé [138].

Tableau III. Propriétés radiatives pour la souche *Chlorella vulgaris* ($w_{pig} = 4 \%$)

Paramètre	Valeur	Unité	Définition
b	$2,0 \cdot 10^{-3}$	/	Fraction retro-diffusée
E_a	198,0	$m^2 \cdot kg_X^{-1}$	Coefficient massique d'absorption
E_s	2 863	$m^2 \cdot kg_X^{-1}$	Coefficient massique de diffusion

II.1.2.3 – Distribution de la ressource lumineuse solaire

La décomposition de l'irradiance en deux composantes collimatée et diffuse permet au modèle radiatif de prendre en compte un phénomène météorologique important : l'influence de la couverture nuageuse du ciel. En effet, plus le ciel est couvert, et plus la part diffuse du rayonnement sera grande, donc la part collimatée petite. Dans le cas particulier d'un ciel complètement couvert, la part collimatée peut même s'approcher de 0. D'après ce modèle radiatif, pour une même quantité d'énergie (densité de flux totale q_0 de $1\ 000 \mu mol_{hv} \cdot m^2 \cdot s^{-1}$, avec $X = 1 g_X \cdot L^{-1}$ et $w_{pig} = 4 \%$), un flux majoritairement collimaté (Figure 18.a) sera moins atténué qu'un flux majoritairement diffus (Figure 18.b) ; le profil d'irradiance totale s'approche de 0 plus rapidement.

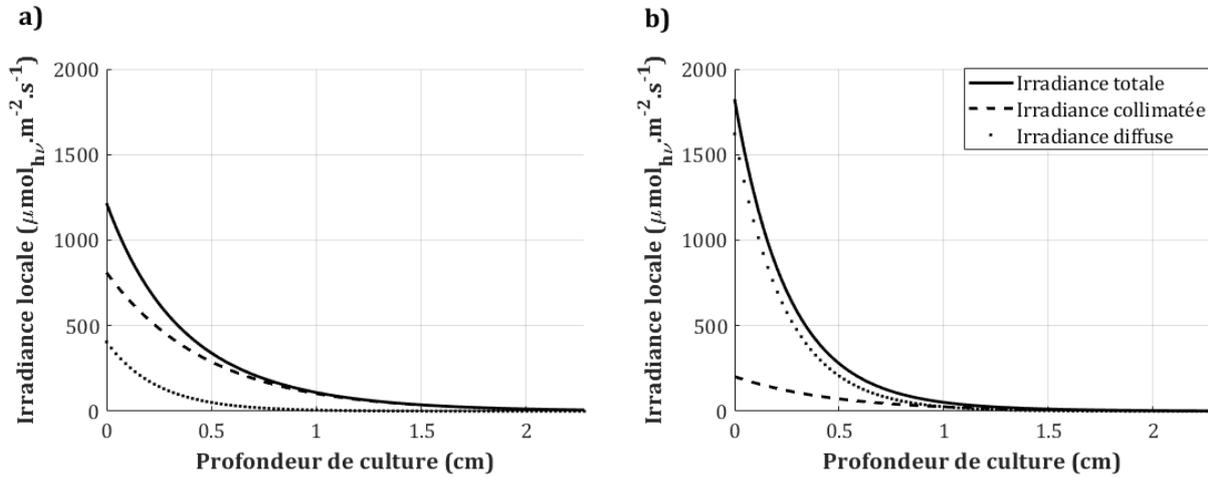


Figure 18. Profils d'irradiance locale avec a) 80 % de flux collimaté b) 80 % de flux diffus

Pour une lumière donnée ($q_0 = 1\ 000 \mu mol_{hv} \cdot m^2 \cdot s^{-1}$ avec parts collimatée et diffuse égales), le profil de l'irradiance locale est grandement conditionné par la quantité de biomasse présente dans le milieu de culture (Figure 19.a), de par son rôle joué dans les

coefficients d'extinction (17)-(18). La teneur pigmentaire, qui influence les propriétés radiatives (Figure 15, Figure 16, Figure 17), joue également un rôle important sur l'atténuation lumineuse (Figure 19.b). Plus ces paramètres augmentent, plus la ressource lumineuse disponible décroît rapidement. Le risque est alors qu'une partie des microalgues ne reçoivent plus assez de lumière pour la photosynthèse.

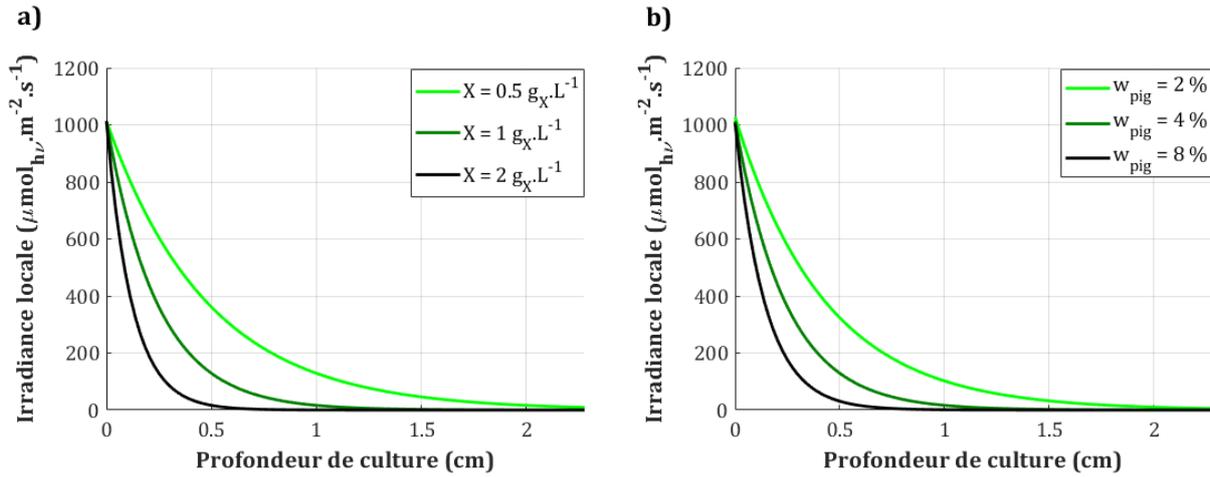


Figure 19. Profils d'irradiance locale en profondeur de culture en fonction
a) de la concentration en biomasse b) de la teneur pigmentaire

II.1.2.4 – Régime lumineux

A partir du profil d'absorption de lumière A dans le milieu, un paramètre adimensionnel γ peut être défini [136]. Ce paramètre, appelé fraction illuminée, représente le régime lumineux en considérant la proportion de microalgues avec un accès minimal à la lumière. Sa définition repose sur la notion de point de compensation A_{comp} , seuil en-dessous duquel la respiration à la lumière est plus importante que la photosynthèse (II.1.1.2). Afin de maintenir une croissance positive, la microalgue doit donc absorber un taux $A > A_{comp}$ (condition d'illumination). Dans le cas inverse ($A < A_{comp}$), la microalgue ne dispose pas d'assez de ressource lumineuse pour présenter une croissance positive (condition d'obscurité locale). Cela amène à :

$$\gamma = \frac{z_{comp}}{e_{cm}} \quad (20)$$

avec z_{comp} (cm) l'épaisseur de compensation tel que $A(z_{comp}) = A_{comp}$.

Trois régimes lumineux peuvent se présenter en fonction de la valeur de γ . Dans le cas de lumières fortes ou de concentrations en biomasse faibles, le taux d'absorption photonique local au fond du PBR (endroit où la lumière est la plus basse) reste supérieur au point de compensation. Ainsi, une partie de la lumière reçue n'est pas utilisée pour la croissance, ce qui induit une sous-exploitation du potentiel lumineux. Par conséquent, le régime est dit « cinétique », avec ici $\gamma > 1$ (Figure 20.a). Dans le cas inverse, avec des lumières faibles ou des concentrations en biomasse élevées, la lumière est trop rapidement absorbée. Le point de compensation est alors atteint avant que la lumière n'arrive au fond du PBR. A partir de ce point, une partie des microalgues se retrouve alors à l'obscurité : cette proportion est appelée volume sombre (à l'inverse du volume illuminé). Dans ce cas, le régime est « photo-limité », avec $\gamma < 1$ (Figure 20.c). Dans la situation idéale où $\gamma = 1$ (Figure 20.b), appelée « régime luminostatique », le taux d'absorption photonique au fond du PBR $A(z = e_{cm})$ est égal à A_{comp} . En minimisant ainsi la respiration à la lumière, le potentiel lumineux est parfaitement exploité. Ce cas de figure correspond alors à une croissance maximale (croissance uniquement limitée par la lumière).

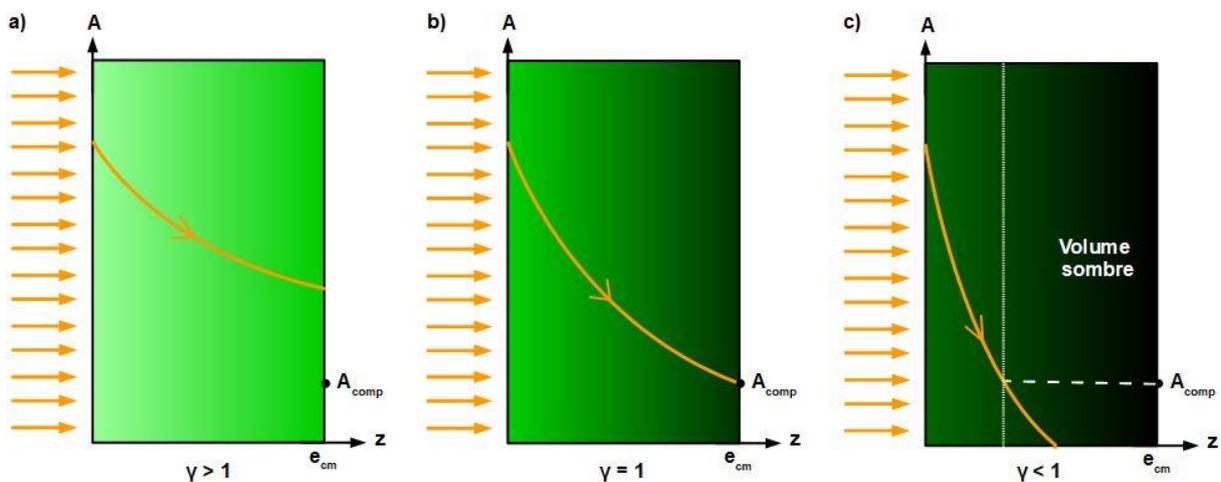


Figure 20. Régimes lumineux a) cinétique, b) luminostatique, c) photo-limité

Au final, en partant des seules composantes collimatée et diffuse du rayonnement solaire, le modèle radiatif de connaissance présenté ici permet d'alimenter le modèle de croissance, par le biais de la description du taux d'absorption photonique selon la profondeur. Il est toutefois noté que son application est conditionnée par une

connaissance minimale de l'état cellulaire (teneur en pigments totaux) et de la géométrie du PBR (angle d'incidence des rayons solaires directs).

II.1.3 – Modèle thermique

La régulation thermique du procédé vise à maintenir la température du milieu de culture dans un intervalle favorable à une croissance idéalement maximale. Dans le cas d'apports d'énergie limités dans ce processus de régulation, la température peut s'écarter de sa valeur consigne. L'implémentation d'un bilan thermique, globalisant l'ensemble des flux thermiques échangés avec le système et son environnement, permet de prédire la variation potentielle de la température du système de culture. Ainsi, les effets cinétiques de la température sur la croissance peuvent être prédits, point essentiel dans un contrôle prédictif d'un PBR solaire. De plus, ce modèle thermique permet pour la suite d'introduire des termes énergétiques en fonction de la température, ceci afin de quantifier les besoins de consommation énergétique dus à une régulation thermique.

Un premier bilan thermique a été produit pour un système PBR plan n'étant pas en contact direct avec le sol [151]. Ce modèle a ensuite été généralisé à un système plan incliné et validé en conditions extérieures [138]. Son principe repose sur la caractérisation des flux échangés Q (W) au sein du système et entre le système et son environnement (Figure 21). Le modèle de connaissance est similaire à ce qui existe pour la description thermique de panneaux photovoltaïques [152], permet de s'affranchir d'une approche plus complexe comme cela a été par exemple réalisé par algorithme génétique (notamment pour un bâtiment [153]).

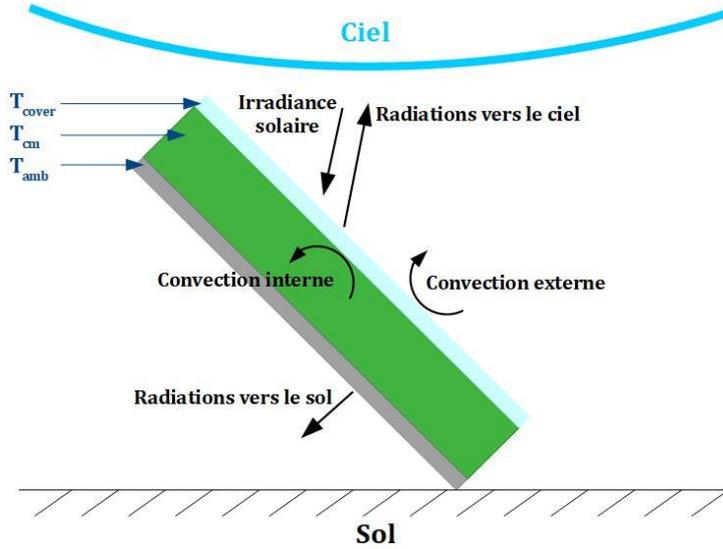


Figure 21. Flux thermiques échangés pour un système PBR plan incliné de faible épaisseur

Les conditions RPA supposées (II.1.1.1) permettent de considérer une température T_{cm} homogène dans le milieu liquide. Il a été simulé ici un PBR avec une face arrière en acier. La paroi optique et l'enceinte du réacteur étant des milieux solides de faible épaisseur, la conduction est considérée non limitante et donc leurs températures respectives homogènes. Un tel dispositif permet de maximiser la captation lumineuse en réfléchissant dans le milieu la lumière encore disponible au fond du PBR. La température de cette face arrière, en contact avec le milieu de culture, est à la même température que la température extérieure T_{ext} (K). Dans le cas d'une géométrie plane, le photobioréacteur étant de faible épaisseur, les flux échangés avec les autres faces que l'avant et l'arrière (en haut, en bas et sur les côtés) sont négligés.

Les deux températures liées au système de culture sont alors T_{cm} et T_{cover} (K), la température de la paroi optique. Un bilan thermique amène alors à :

$$\frac{dT_{cover}}{dt} = \frac{Q_{sol,cover} - Q_{rad,cover} - Q_{conv,cover/cm} - Q_{conv,cover/amb}}{S_{cover} \cdot e_{cover} \cdot \rho_{cover} \cdot C_{p,cover}} \quad (21)$$

$$\frac{dT_{cm}}{dt} = \frac{Q_{sol,cm} - Q_{rad,cm} + Q_{conv,cover/cm} - Q_{conv,back/amb} + Q_{feed} + Q_T}{S_{ill} \cdot e_{cm} \cdot \rho_{water} \cdot C_{p,water}} \quad (22)$$

S_{ill} , e_{cm} , ρ_{cm} et $C_{p,water}$ sont les paramètres liés au milieu de culture et S_{cover} , e_{cover} , ρ_{cover} et $C_{p,cover}$ les paramètres liés à la paroi optique (Tableau IV).

Les flux de chaleur liés à l'absorption du flux solaire sont $Q_{sol,cover}$ (23), le flux lumineux reçu par la paroi optique, et $Q_{sol,cm}$ (24), le flux lumineux reçu par le milieu de culture. Les flux échangés par rayonnement avec l'environnement (ciel et sol) sont $Q_{rad,cover}$ (25), le bilan des flux perdus par la paroi optique, et $Q_{rad,cm}$ (27), le bilan des flux perdus par le milieu de culture. Le flux convectif interne est $Q_{conv,cover/cm}$ (28), le flux reçu par le milieu de culture depuis la paroi optique. Les flux convectifs externes échangés avec l'air ambiant (milieu considéré homogène) sont $Q_{conv,cover/amb}$ (31), le flux perdu par la paroi optique, et $Q_{conv,back/amb}$ (32), le flux perdu par la face arrière. Q_{feed} (33) est le flux reçu par ajout de milieu frais dans la culture lors d'une opération de dilution. $Q_{reg,T}$ (34)-(36) représente le flux reçu par le processus de régulation thermique, en négligeant les pertes thermiques dans le circuit hydraulique d'échange. L'expression de chacun de ces flux est donnée ci-après :

$$Q_{sol,cover} = \alpha_{cover} \cdot S_{cover} \cdot G_0 \quad (23)$$

avec α_{cover} l'absorptivité de la paroi optique et G_0 ($W \cdot m^{-2}$) l'irradiance solaire arrivant à la surface du PBR.

$$Q_{sol,cm} = \tau_{cover} \cdot \alpha_{cm} \cdot S_{ill} \cdot q_0 \quad (24)$$

avec τ_{cover} la transmittivité de la paroi optique et α_{cm} l'absorptivité du milieu de culture. En considérant le ciel comme un corps noir (émissivité de 1) et une surface du sol dont la température est la même que l'extérieur, le flux de rayonnement reçu par la paroi optique est [154] :

$$Q_{rad,cover} = \frac{1 + \cos(\beta_{PBR})}{2} \varepsilon_{back} \cdot \sigma_{Stefan} \cdot S_{cover} \cdot (T_{cover}^4 - T_{sky}^4) + \frac{1 - \cos(\beta_{PBR})}{2} \frac{1}{\frac{1}{\varepsilon_{ground}} + \frac{1}{\varepsilon_{cover}} - 1} \sigma_{Stefan} \cdot S_{cover} \cdot (T_{cover}^4 - T_{ext}^4) \quad (25)$$

ε_{ground} et ε_{cover} sont les émissivités respectives du sol et de la paroi optique, β_{PBR} (rad) l'inclinaison du PBR par rapport au sol, σ_{Stefan} ($5,67 \cdot 10^{-8} W \cdot m^{-2} \cdot K^{-4}$) et T_{sky} (K) la température équivalente du ciel [155] :

$$T_{sky} = 5.52 \cdot 10^{-2} \cdot T_{ext}^{1.5} \quad (26)$$

De la même façon, le flux de rayonnement reçu par le milieu de culture est :

$$Q_{rad,cm} = \frac{1 - \cos(\beta_{PBR})}{2} \varepsilon_{back} \cdot \sigma_{Stefan} \cdot S_{back} \cdot (T_{cm}^4 - T_{sky}^4) + \frac{1 + \cos(\beta_{PBR})}{2} \frac{1}{\frac{1}{\varepsilon_{ground}} + \frac{1}{\varepsilon_{back}} - 1} \sigma_{Stefan} \cdot S_{back} \cdot (T_{cm}^4 - T_{ext}^4) \quad (27)$$

avec ε_{back} l'émissivité de la face arrière et S_{back} (m^2) sa surface.

Le flux convectif émis par la paroi optique vers le milieu de culture est :

$$Q_{conv,cover/cm} = h_{conv,water} \cdot S_{cover} \cdot (T_{cover} - T_{cm}) \quad (28)$$

Avec $h_{conv,water}$ ($W \cdot m^{-2} \cdot K^{-1}$) le coefficient d'échange par convection par le milieu de culture [156] :

$$h_{conv,cm} = \frac{Nu \cdot \lambda_{water}}{D_h} \quad (29)$$

avec Nu le nombre de Nusselt, λ_{water} la conductivité thermique de l'eau ($W \cdot m^{-1} \cdot K^{-1}$) et D_h (m) le diamètre hydraulique. En assimilant le PBR à un canal rectangulaire de côtés e_{cm} et h_{cm} , le diamètre hydraulique de la section s'exprime ainsi :

$$D_h = 2 \frac{e_{cm} \cdot h_{cm}}{e_{cm} + h_{cm}} \quad (30)$$

avec h_{cm} (m) la largeur de culture. La paroi optique échange avec l'air ambiant un flux convectif forcé en raison de la présence potentielle de vent.

Le flux reçu est alors :

$$Q_{conv,cover/amb} = h_{conv,amb} \cdot S_{cover} \cdot (T_{cover} - T_{ext}) \quad (31)$$

avec $h_{conv,amb}$ le coefficient de convection de l'air ambiant [157] :

$$h_{conv,amb} = 5,7 + 3,8 \cdot s_{wind}$$

avec s_{wind} ($m \cdot s^{-1}$) la vitesse du vent. Concernant la face arrière, ce flux convectif externe est :

$$Q_{conv,back/amb} = h_{conv,amb} \cdot S_{back} \cdot (T_{cm} - T_{ext}) \quad (32)$$

En considérant que le milieu frais est stabilisé à la température extérieure, le flux reçu par l'opération de dilution est :

$$Q_{feed} = D \cdot V_{cm} \cdot \rho_{cm} \cdot C_{p,water} \cdot (T_{cm} - T_{ext}) \quad (33)$$

avec V_{cm} (m^3) le volume de culture.

Dans le cas d'une température du milieu plus haute que la consigne, la régulation thermique refroidit le système par envoi d'eau réfrigérée dans le circuit d'échange, le flux reçu par le milieu est :

$$Q_{reg,T} = D_{cool} \cdot \rho_{water} \cdot C_{p,water} \cdot (T_{cool} - T_{cm}) \quad (34)$$

avec D_{cool} ($m^3 \cdot s^{-1}$) et T_{cool} (K) le débit et la température de l'eau réfrigérée (Tableau IV). Dans le cas inverse d'une régulation thermique visant à réchauffer le système, le flux reçu par le milieu par circulation d'eau chaude dans le circuit d'échange est :

$$Q_{reg,T} = D_{heat} \cdot \rho_{water} \cdot C_{p,water} \cdot (T_{heat} - T_{cm}) \quad (35)$$

D_{heat} ($m^3 \cdot s^{-1}$) et T_{heat} (K) sont le débit et la température de l'eau chaude (Tableau IV). Si la température du milieu est dans la plage désirée, la régulation thermique est arrêtée par coupure du circuit d'échange. Le flux de régulation reçu est alors nul :

$$Q_{reg,T} = 0 \quad (36)$$

L'ensemble des paramètres du modèle thermique est donné dans le Tableau IV pour le PBR utilisé en référence, à savoir un PBR incliné à 45° de type « flat panel ».

Tableau IV. Paramètres du modèle thermique pour un PBR plan incliné d'AlgoSolis

Paramètre	Valeur	Unité	Définition
$C_{p,cover}$	1 046	$J \cdot kg^{-1} \cdot K^{-1}$	Capacité calorifique massique de la paroi optique (PMMA)
$C_{p,water}$	4 180	$J \cdot kg^{-1} \cdot K^{-1}$	Capacité calorifique massique de l'eau et milieu de culture
D_h	$4,45 \cdot 10^{-2}$	m	Diamètre hydraulique pour le PBR assimilé à un canal
e_{cover}	$4 \cdot 10^{-3}$	m	Epaisseur de la paroi optique
h_{cm}	1,35	m	Hauteur du milieu de culture
Nu	7,54	/	Nombre de Nusselt pour le PBR assimilé à un canal à température homogène [158]
S_{back}	1,05	m^2	Surface de la face arrière
S_{ill}	0,94	m^2	Surface illuminée
S_{cover}	1,05	m^2	Surface de la paroi optique
T_{cool}	283	K	Température de l'eau en circuit froid
T_{heat}	318	K	Température de l'eau en circuit chaud
V_{cm}	$2,16 \cdot 10^{-2}$	m^3	Volume de culture
α_{cover}	0,09	/	Absorptivité de la paroi optique (PMMA)
β_{PBR}	0,785	rad	Angle d'inclinaison du PBR
ε_{back}	0,85	/	Emissivité de la face arrière (acier inoxydable)
ε_{cm}	1	/	Emissivité du milieu de culture
ε_{cover}	0,88	/	Emissivité de la paroi optique (PMMA)
ε_{ground}	0,90	/	Emissivité du sol [159]
λ_{water}	0,6	$W \cdot m^{-1} \cdot K^{-1}$	Conductivité thermique de l'eau
ρ_{cover}	1 200	$kg \cdot m^{-3}$	Densité de la paroi optique (PMMA)
ρ_{water}	1 000	$kg \cdot m^{-3}$	Densité de l'eau et milieu de culture
τ_{cover}	0,82	/	Transmittivité de la paroi optique (PMMA)

II.1.4 – Adaptation du modèle aux conditions solaires

En décrivant une croissance variant avec la ressource lumineuse disponible et avec une distinction des métabolismes jour et nuit, le modèle semble tout indiqué pour caractériser le système en conditions solaires. Cependant, des défauts subsistent dans l'approche utilisée. Premièrement, le taux spécifique de croissance atteint un maximum de photo-saturation lorsque la luminosité est très élevée, et ne rend pas compte des effets inhibitifs (I.2.1) qui peuvent être rencontrés en conditions solaires (densité de flux totale facilement supérieure à $1\,000\ \mu\text{mol}_{h\nu} \cdot \text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ sur des journées estivales). Deuxièmement, les conditions solaires soumettent le système de culture, et donc les microalgues, à une variation de température. La température ayant un effet sur la croissance (I.2.3), ses effets doivent être quantifiés dans le modèle.

Une pénalité liée aux effets des fortes luminosités (Φ_i) et une pénalité liée aux effets de la température (Φ_T) sont introduites dans le modèle de croissance. Le taux spécifique de croissance $\langle\mu\rangle'$ qui rend compte des effets des fortes luminosités et de la température est alors exprimé par :

$$\langle\mu\rangle' = \langle\mu\rangle \cdot \Phi_i \cdot \Phi_T \quad (37)$$

Ces deux pénalités adimensionnelles sont toutes deux comprises entre 0 et 1, de telle sorte à que sous conditions de luminosité peu élevée et de température optimale, $\langle\mu\rangle'$ est égal à $\langle\mu\rangle$, le modèle présenté en début de section. Si les conditions optimales de croissance ne sont pas réunies (lumière ou température trop élevées), la pénalité diminue fortement, de sorte à représenter par le modèle les effets inhibitifs sur la croissance.

A noter que la pénalité liée au stress lumineux n'est pas utilisée avant la partie III.4.2, et que la pénalité liée à la température (présentée en Annexe 1) est resté non effective dans cette étude, puisque la température a été maintenue dans des conditions de croissance estimées optimales pour *Chlorella vulgaris*.

La pénalité Φ_i appliquée sur la cinétique de croissance est fonction de $\langle A \rangle$, paramètre de référence de stress sous forte luminosité. En-dessous du seuil de stress $\langle A \rangle_{stress}$ (Figure 22), Φ_i est égale 1. A partir de ce seuil de stress, la pénalité prend effet en suivant une décroissance choisie ici arbitrairement de façon logarithmique (38). Une fois atteint le seuil critique $\langle A \rangle_{crit}$, Φ_i tombe à 0, signifiant une croissance nulle.

$$\Phi_i = \frac{\log(\langle A \rangle_{crit} - \langle A \rangle)}{\log(\langle A \rangle_{crit} - \langle A \rangle_{stress})} \quad (38)$$

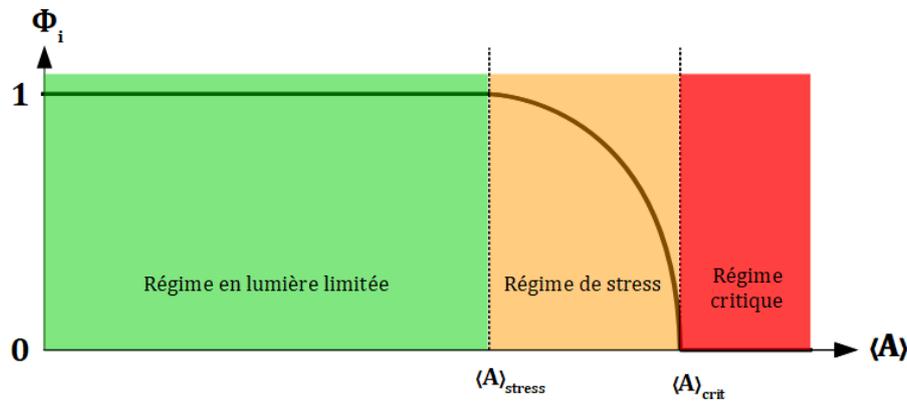


Figure 22. Allure de la pénalité Φ_i relative à l'effet des fortes intensités lumineuses sur la croissance

Des cultures menées en conditions solaires réelles sur la souche *Chlorella vulgaris* ont révélé que la croissance ne semble pas être inhibée lorsque $\langle A \rangle$ est inférieur à $50\,000 \mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{kg}_X^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$ [138]. De la même façon, le traitement des résultats de cultures menées en conditions solaires simulées montre que la croissance est fortement inhibée au-delà de $60\,000 \mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{kg}_X^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$ [160]. Ainsi, les paramètres de la pénalité logarithmique pour illustrer les pertes de croissance sous haute luminosité sont : $\langle A \rangle_{stress} = 50\,000 \mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{kg}_X^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$ et $\langle A \rangle_{crit} = 60\,000 \mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{kg}_X^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$.

II.2 – Elaboration des stratégies de contrôle

II.2.1 – Problème de commande

La ressource solaire est par nature incontrôlable (cycles jour/nuit, variation de la lumière au cours de l'ensoleillement). Sa forte influence sur la production en biomasse nécessite de choisir des variables contrôlées et des variables d'action adaptées. Ainsi, à défaut de pouvoir contrôler la ressource solaire incidente, une gestion de sa distribution dans le système de culture peut être envisagée, celle-ci jouant sur la vitesse de croissance photosynthétique dans le système.

D'après le modèle radiatif, le paramètre le plus à même d'influencer cette distribution de lumière est la concentration en biomasse. La teneur en pigments, autre paramètre biologique qui conditionne les propriétés radiatives, ne constitue qu'une réponse du métabolisme (sur plusieurs heures ou jours), en fonction notamment de la concentration en biomasse. Quant à l'épaisseur de culture, qui joue un rôle prépondérant dans la captation lumineuse au même titre que la concentration en biomasse dans le milieu, celle-ci reste fixe dans un système plan incliné. Par conséquent, la variable contrôlée désignée pour une stratégie de production de biomasse microalgale est sa concentration au sein du milieu de culture.

Le meilleur moyen de faire varier cette concentration en conditions lumineuses variables est de renouveler le milieu de culture par ajout de milieu frais (I.4.3). Lorsque le milieu est renouvelé, une partie de celui-ci contenant la biomasse est récoltée et remplacée par du milieu nutritif stérile en volume égal, ce qui fait diminuer la concentration de biomasse au sein du système. Ce renouvellement est représenté par le taux de dilution, qui est alors désigné comme la variable d'action qui permet d'agir sur la variable contrôlée (soit la concentration microalgale).

La productivité en sortie du photobioréacteur ($D \cdot X$) devient ainsi le produit des variables contrôlée et d'action. Les stratégies, en contrôlant X par variation de D , auront alors un effet direct sur la production totale, dont l'objectif est qu'elle soit maximale. Les autres conditions de culture, à savoir le pH, la température, le CO_2 et l'accessibilité des nutriments, sont considérés non-limitants.

A noter que la productivité atteint un maximum à un certain taux de dilution, auquel est associée une valeur optimale de concentration (Figure 23). Il apparaît aussi qu'une même productivité peut être atteinte par un couple X élevé- D faible et par un couple X faible- D élevé. Si le renouvellement est trop faible, la concentration en biomasse atteint un équilibre tel que le milieu est trop dense. Un volume sombre apparaît alors dans le milieu, ce qui correspond à un régime photo-limité. Dans le cas inverse d'un renouvellement trop élevé, le milieu est dilué jusqu'à atteindre une concentration trop basse. La lumière est alors présente en excès, le régime est dit cinétique. Au-delà d'un certain seuil, le système peut même être vidé de sa biomasse (lessivage), ce qui met un terme à la culture. Ces deux régimes doivent être évités afin de garantir un optimum de productivité.

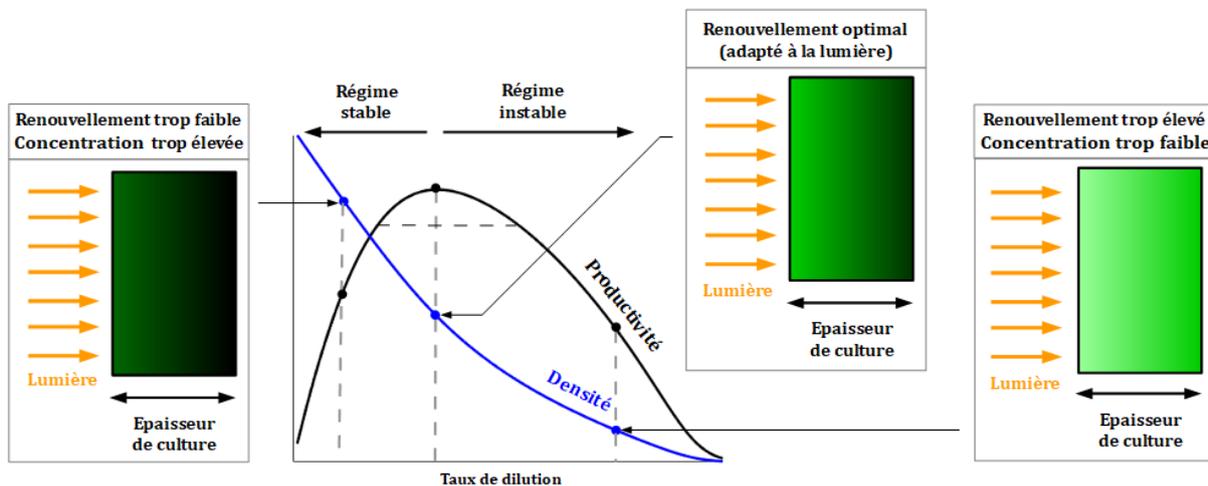


Figure 23. Identification du taux optimal de dilution du milieu en lumière constante

II.2.2 – Stratégies en boucle ouverte

Les stratégies en boucle ouverte sont particulièrement adaptées pour poser de manière simplifiée la problématique d'optimisation de production de biomasse. En effet, le principe est d'opérer le système (ici imposer le taux de dilution D), suivant un protocole prédéfini. Le taux de dilution prédéfini est alors appliqué au photobioréacteur sans quelconque retour d'état qui puisse le modifier en fonction de l'état du système (Figure 24). Par conséquent, la concentration en biomasse évolue avec l'intensité lumineuse incidente. Cette évolution libre peut cependant amener à des états de stress biologiques incontrôlés, ce qui peut conduire à une dérive de la culture (voire à une perte de la

culture), face à des perturbations. En conséquence, le profil de dilution doit être judicieusement défini.



Figure 24. Schéma-bloc d'une stratégie de production de biomasse en boucle ouverte

En considérant la problématique solaire, 4 modes semi-continus ont été adoptés (Tableau V), de sorte à ce qu'ils se basent sur la phase d'ensoleillement. Pour chacun des modes, le profil de dilution est défini sur 24 heures, puis répété quotidiennement sur toute la phase de culture. La dilution est opérée à taux constant sur chacun de ces modes tant qu'elle est active.

Le mode « jour » consiste à focaliser l'opération de production uniquement en présence de la ressource lumineuse, à savoir le jour. Les trois autres modes se focalisent plutôt sur un moment particulier de la journée. Ainsi, leur durée d'activation est courte, à savoir 1 heure. Ce choix provient d'études mettant en avant une durée optimale aux environs de 1,1 à 1,3 heures [134], [161] pour un renouvellement quotidien, dans le but de maximiser la productivité. Le mode « lever du soleil » et le mode « coucher du soleil » sont actifs respectivement sur la première et la dernière heure de la journée. Le « mode culminant » est actif en milieu de journée, c'est-à-dire au moment où le soleil est à son point culminant. C'est en général à ce moment précis que la ressource en lumière est la plus grande (en fonction des conditions climatiques).

Tableau V. Modes de dilution dépendants du cycle jour/nuit

Mode	Moment de dilution	Durée de dilution
« Jour »	Pendant le jour	Durée d'ensoleillement
« Lever du Soleil »	Première heure du jour	1 heure
« Point culminant »	A partir du zénith solaire	
« Coucher du Soleil »	Dernière heure du jour	

La stratégie constante a également été prise en compte. Elle consiste simplement en une dilution en continu du milieu à un taux constant, sur tout le scénario. Un mode semi-continu supplémentaire sera à l'étude, tel qu'il consistera à l'application d'une dilution constante à un moment fixe, indépendamment du cycle jour/nuit. Son profil sera défini en fonction du premier retour des performances des modes dépendants du cycle jour/nuit. Le problème d'optimisation gagne ainsi en simplification puisque le profil de dilution ne dépend pas de la saison (le mode « jour » implique par exemple une dilution plus longue en saison estivale du fait de journées plus longues).

II.2.3 – Stratégie de contrôle en boucle fermée (loi de commande linéarisante)

En raison de la sensibilité biologique à plusieurs facteurs (en particulier la lumière), une culture de micro-organismes photosynthétiques soumise aux aléas météorologiques peut facilement dériver. Dans un objectif de production de biomasse à grande échelle, les performances peuvent alors être grandement impactées. C'est pourquoi une stratégie de contrôle en boucle fermée serait supérieure aux stratégies en boucle ouverte, permettant d'éviter (ou évitant) une potentielle dérive du système et de maintenir une production stable sur des longues durées.

L'objectif est ici de réguler la concentration en biomasse X , en la maintenant à la valeur d'une consigne issue d'une connaissance a priori. L'implémentation d'une boucle de rétroaction nécessite une mesure en ligne fiable de la concentration en biomasse X . Grâce à la boucle de rétroaction, la mesure en ligne de la variable contrôlée est comparée à sa valeur consigne X_{sp} ($g_X \cdot L^{-1}$) et l'écart généré permet d'ajuster la variable d'action, ici le taux de dilution. Différents algorithmes de contrôle-commande pourraient être appliqués. Dans ces travaux de thèse, une loi de commande linéarisante a été implémentée, en se basant sur des études antérieures réalisées au laboratoire GEPEA [122]. Ceci amène alors à :

$$D(t) = \langle \mu \rangle + \frac{\lambda_L}{X(t)} \cdot (X(t) - X_{sp}) \quad (39)$$

avec λ_L (s^{-1}) la constante de réglage.

L'application de cette loi de commande nécessite de connaître en temps réel la concentration en biomasse, ainsi que le taux spécifique de croissance. La commande est actualisée toutes les 10 minutes afin de maintenir la concentration microalgale la plus proche possible de sa valeur consigne. L'utilisation du modèle dans la boucle de contrôle pour estimer le taux spécifique de croissance nécessite de connaître à chaque renouvellement de la commande, un set de paramètres (flux solaires collimaté et diffus, concentration en biomasse et teneur pigmentaire).

Associées à la loi de commande, deux types de consigne de concentration en biomasse peuvent être ciblés. Le premier consiste à imposer une concentration en biomasse constante, validée à l'échelle du laboratoire (I.4.2). On parle alors d'un mode de culture en turbidostat (Figure 25). En cherchant à limiter au maximum la dérive biologique du système, cette stratégie semble la plus robuste pour l'opération d'un photobioréacteur solaire. Ici, la variation de lumière due aux conditions solaires peut être considérée comme une perturbation.

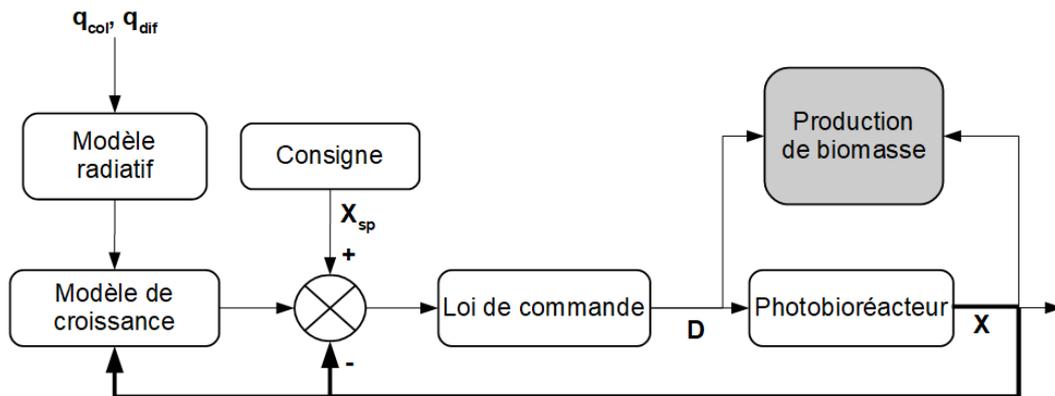


Figure 25. Schéma-bloc de la stratégie turbidostatique

La seconde stratégie se focalise sur la condition qui assure une maximisation de la captation des photons disponibles, à savoir la condition de luminostat (II.1.2.4). Cette condition revient à maximiser la croissance. Avec cette stratégie dite « luminostatique » (Figure 26), la consigne est variable : elle est actualisée en fonction de l'intensité lumineuse mesurée, de telle sorte à obtenir un réacteur sans zone sombre ($\gamma = 1$). Cette consigne « optimale » augmente avec la densité de flux totale, et dépend de la part diffuse du rayonnement (Figure 27).

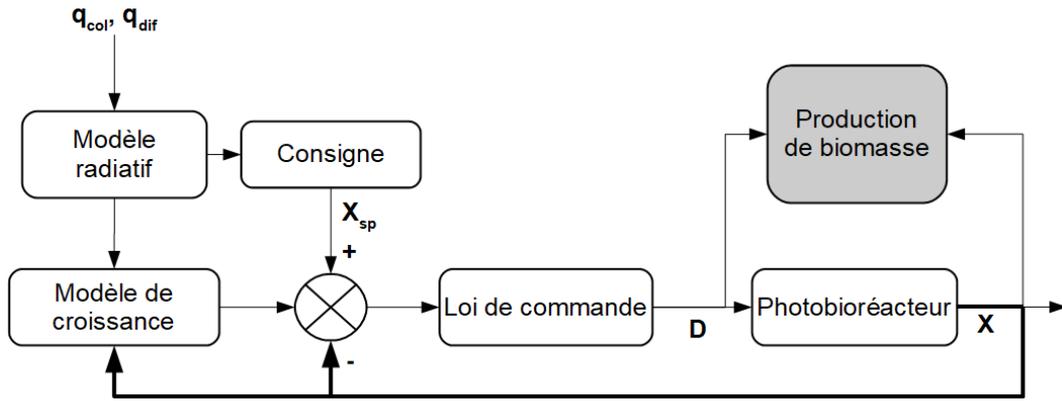


Figure 26. Schéma-bloc de la stratégie luminostatique

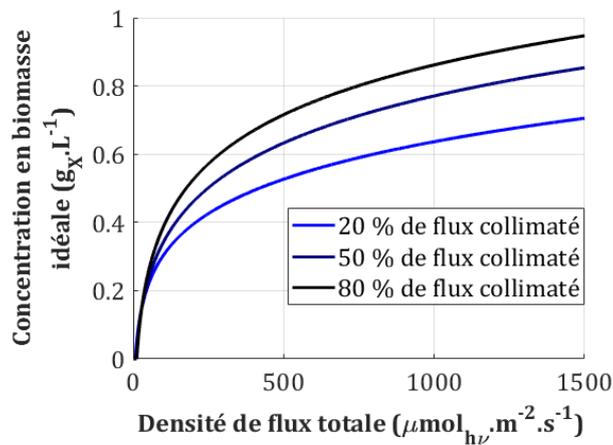


Figure 27. Concentration en biomasse équivalente à une captation lumineuse idéale en fonction des caractéristiques lumineuses

II.2.4 – Stratégie de contrôle prédictif

Le meilleur moyen de faire face aux aléas climatiques, est d'être capable de les prédire et d'en tenir compte dans la prise en compte des actions actuelles sur le système. Pour y répondre, la stratégie MPC (Model Predictive Control) consiste à utiliser un modèle dynamique du système pour définir non pas seulement la prochaine étape de contrôle, mais un profil de contrôle sur une certaine échelle de temps (sur un horizon de prédiction) [162]. Cette stratégie en boucle fermée a déjà fait ses preuves pour optimiser une production de biomasse microalgale en lumière variable simulée (I.4.3) par rapport à des stratégies standard (stratégies non optimisées, ou stratégies simples sans retour d'état).

Le principe de cette stratégie (Figure 28) consiste à déterminer le profil de la variable d'action D d'après l'évolution du système prédite sur une longue durée, appelée horizon de prédiction. A chaque étape de contrôle, les mesures en ligne alimentent le modèle qui dépend également de D , dont le profil est discrétisé sur un pas de temps court (horizon de commande). Un profil de D est retenu à la suite d'un calcul d'optimisation d'un critère. Ce profil maximise ou minimise un critère de performance moyenné sur l'horizon de prédiction, tout en respectant d'éventuelles contraintes. La première partie de ce profil, qui s'étend sur l'horizon de contrôle, est alors appliquée. Le processus de mesure/prédiction/optimisation est ensuite répété, suite à un glissement de l'horizon, à chaque nouvelle étape de contrôle, grâce à la boucle de rétroaction (Figure 29).

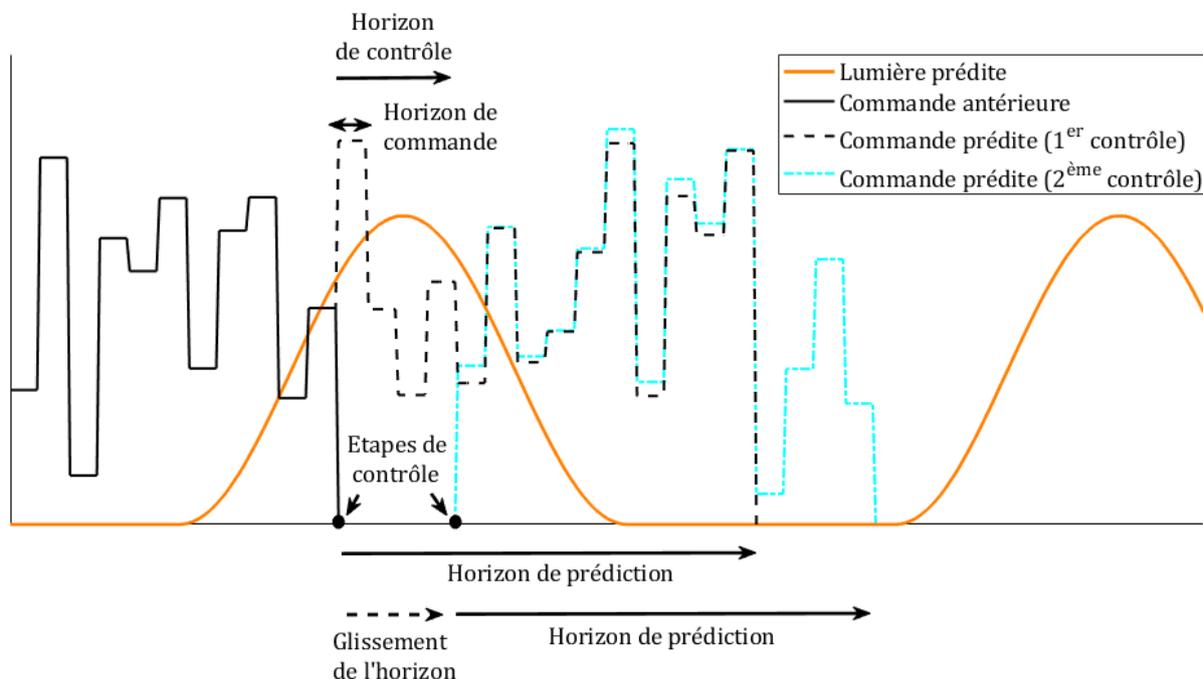


Figure 28. Processus d'optimisation sur horizon glissant avec la stratégie MPC

Cette stratégie implique un des investissements les plus élevés. Ces investissements concernent les outils de modélisation du comportement du système et des conditions météorologiques, ainsi que l'instrumentation (capteurs météo, sondes de biomasse, appareils de calcul/optimisation). A noter que si l'instrumentation permet un contrôle fréquent du système, l'horizon de contrôle peut être réduit jusqu'à atteindre l'horizon de commande, ce qui va être considéré ici. Du fait de la dépendance aux grandeurs

mesurées et prédites sur un certain horizon, cette stratégie, qui vise à être la plus performante, est également la plus sensible.

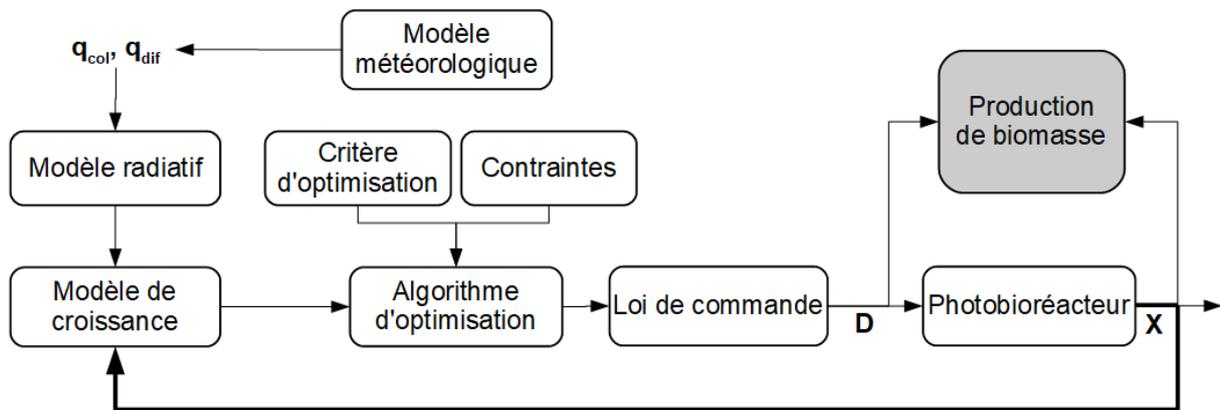


Figure 29. Schéma-bloc de la stratégie MPC

Une stratégie de contrôle prédictif repose sur la définition de critères de performance. Dans cette thèse, trois critères de performance relatifs à la production de biomasse dans un photobioréacteur, ont été définis (Figure 30). En effet, dans un photobioréacteur, différentes grandeurs sont liées à la notion de production, et il n'a pas été intuitif de définir quelle grandeur mènerait à un maximum de production de biomasse en condition solaire. Ainsi, la quantité de biomasse récoltée en sortie ($D \cdot X$) est liée à la vitesse volumique de croissance ($\langle r_X \rangle$), elle-même maximale quand le régime luminostatique est maintenu ($\gamma = 1$).

Le problème d'optimisation est formulé ainsi :

$$\max_{D(t)} \int_0^{\tau} Crit \cdot dt \quad (40)$$

$$t. q. \begin{cases} 0 \leq D(t) \\ D(t) \leq D_{max} \\ \dot{X} = \langle r_X \rangle - D \cdot X \end{cases}$$

Le seuil haut de commande D_{max} est fixé arbitrairement à 1 h^{-1} , qui représente ici une limite de lessivage (renouvellement total du milieu en seulement une heure). Le seuil bas à 0 h^{-1} correspond au mode batch (aucune dilution du milieu).

Le premier critère, associé à la production en sortie du PBR, a donc visé à maximiser la quantité de biomasse récoltée pendant l'opération. Il est donné par :

$$Crit1 = D(t) \cdot X(t) \quad (41)$$

Le second critère, associé à la production de biomasse au sein du PBR, cherchant à maximiser la vitesse de croissance des microalgues à l'échelle volumique, est donné par :

$$Crit2 = \langle r_X \rangle(t) \quad (42)$$

Le troisième critère, relatif à la captation lumineuse, cherche à minimiser l'écart entre la fraction illuminée et la condition luminostatique ($\gamma = 1$) :

$$Crit3 = -|\gamma(t) - 1| \quad (43)$$

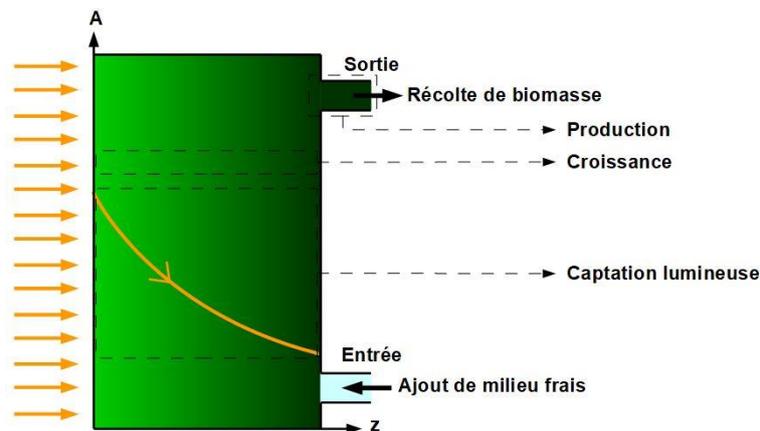


Figure 30. Critères de performances d'un PBR : production, croissance, captation lumineuse

II.3 – Implémentation numérique des stratégies de contrôle

II.3.1 – Définition des scénarios de simulation

L'implémentation pratique de différentes stratégies de commande en simulation nécessite de définir les conditions météorologiques, au même titre que les autres conditions de culture. Si les conditions solaires sont incontrôlables par nature, elles gardent néanmoins un caractère périodique sur certains aspects : alternance jour/nuit

(cycles circadiens) et saisonnalité. La photosynthèse, stimulée par la lumière, amène à une meilleure croissance pour les journées d'été (dans l'hémisphère nord) : temps d'ensoleillement important et pic de lumière incidente élevé.

L'implémentation pratique des lois de commande présentées plus haut et l'évaluation des performances ainsi obtenues ont été réalisées en simulation sur des journées typiques de 24 heures, et répétées jusqu'à l'apparition d'un pseudo-équilibre sur la concentration en biomasse à l'échelle d'une journée.

Afin de prendre en compte deux états opposés du ciel (ciel entièrement couvert ou ciel entièrement ensoleillé) et deux saisons opposées (hiver et été), quatre journées typiques sont créées (Figure 31, Tableau VI).

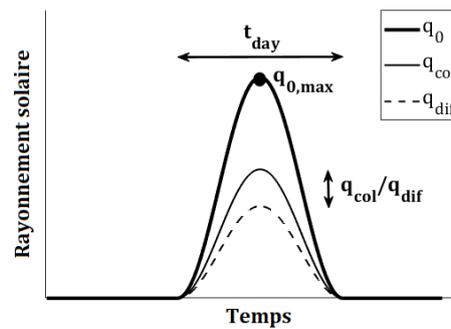


Figure 31. Profil de base d'une journée typique

Chaque journée possède trois caractéristiques liées à la lumière : le temps d'ensoleillement t_{day} (h), la densité de flux maximale au point culminant $q_{0,max}$ ($\mu mol_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$) et le facteur de couverture nuageuse q_{col}/q_{dif} . Pour des raisons de simplification, l'apparition brève de nuages ou d'éclaircies est négligée, ce qui amène à un rapport q_{col}/q_{dif} constant sur la journée, et donc à un profil sinusoïdal de lumière en journée (lumière nulle la nuit). Ce profil $P(t)$ suit donc la loi :

$$P(t) = \frac{P_{max}}{2} \cdot \left(1 - \cos \left(\frac{2\pi \cdot (t - h_{sunrise})}{h_{sunset} - h_{sunrise}} \right) \right) \quad (44)$$

avec P_{max} la valeur maximale en milieu de journée, t en heures, $h_{sunrise}$ l'heure de lever du Soleil et h_{sunset} l'heure de coucher du Soleil. Cette équation est appliquée pour les

densités de flux q_{col} et q_{dif} , ainsi que pour l'angle d'élévation du Soleil e_{sol} (déplacement vertical du Soleil).

L'angle d'azimut (déplacement horizontal du Soleil) est quant à lui défini par :

$$a_{sol}(t) = \frac{\pi}{2} + \pi \cdot \frac{t - h_{sunrise}}{h_{sunset} - h_{sunrise}} \quad (45)$$

Dans un souci de simplification, les effets de l'angle d'incidence ont été négligés dans la phase d'implémentation (θ fixé à 0 rad).

Les valeurs associées aux journées typiques sont issues de l'étude d'un scénario de la lumière solaire reçue à la surface à Nantes (située à environ 60 km de Saint-Nazaire), scénario fourni par données satellitaires (SARAH) pour un système horizontal (téléchargeables depuis https://re.jrc.ec.europa.eu/pvg_tools/fr/tools.html). En moyenne, le temps d'ensoleillement t_{day} est de 13,3 heures, le flux maximal quotidien $q_{0,max}$ est de $856 \mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ et le rapport q_{col}/q_{dif} est de 0,533. Il convient cependant de distinguer ces caractéristiques selon la saisonnalité et la densité de nuages. Ainsi, le temps d'ensoleillement t_{day} pour une journée d'été est d'environ 15 heures, tandis qu'il n'est que d'environ 10 heures pour une journée d'hiver (Figure 32).

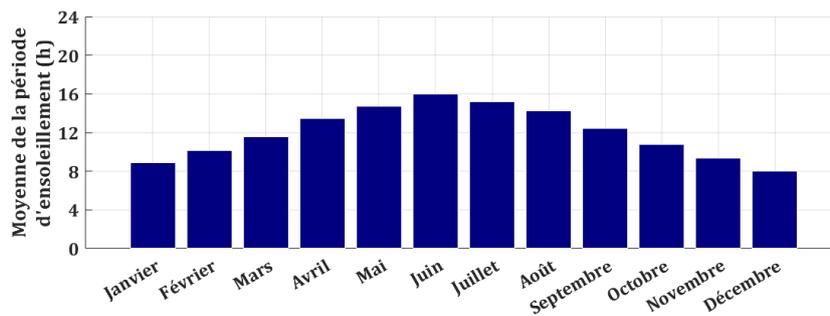


Figure 32. Temps d'ensoleillement quotidien à Nantes

La densité de flux solaire maximal $q_{0,max}$ au cours de journées d'été avec peu de nuages peut atteindre entre 1 000 et 1 500 $\mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ dans le PAR. Ce flux descend en revanche en-dessous de 500 $\mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ pour les journées d'hiver (Figure 33). Dans le cas d'un ciel très nuageux, cette densité de flux maximale est encore amenée à

diminuer. Ainsi, un facteur de diminution de 3 a été choisi pour le passage d'une journée d'été à une journée d'hiver ou d'une journée ensoleillée à une journée nuageuse, en partant de $q_{0,max} = 1\,350 \mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ pour la meilleure journée (été ensoleillé).

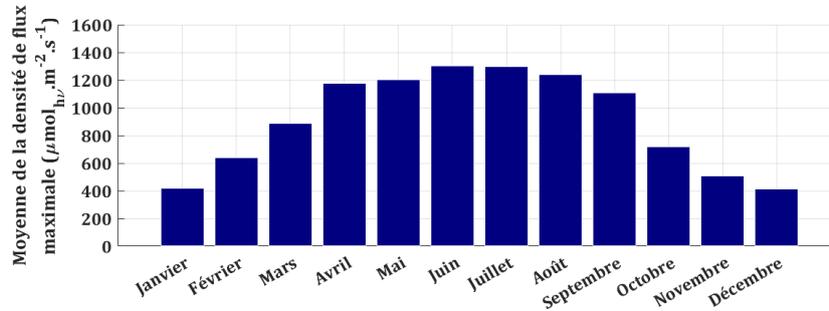


Figure 33. Densité de flux totale maximale quotidienne à Nantes

Le facteur de couverture nuageuse, représenté par le ratio q_{col}/q_{dif} , est amené à être très bas en hiver, de l'ordre de 0,1 en janvier notamment (Figure 34). Cela signifie que le flux diffus est 10 fois supérieur au flux collimaté. Sur le mois de juin, avec la présence de nuages la plus faible, ce rapport q_{col}/q_{dif} peut en revanche dépasser 1 : le flux collimaté est donc plus important que le flux diffus. Un rapport q_{col}/q_{dif} de 1,4 a alors été choisi pour caractériser une journée sans aucun nuage.

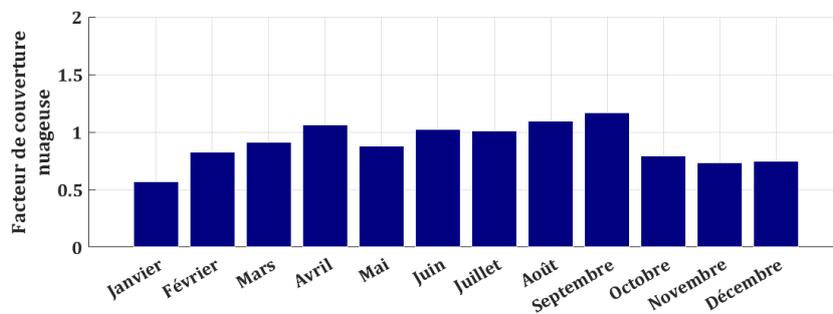


Figure 34. Facteur de couverture nuageuse moyen à Nantes

Tableau VI. Caractéristiques des journées typiques simulées

Journée	Hiver nuageux	Hiver ensoleillé	Été nuageux	Été ensoleillé
t_{day} (h)	10 (8h00-18h00)	10 (8h00-18h00)	15 (6h00-21h00)	15 (6h00-21h00)
$e_{sol,max}$ (°)	20	20	60	60
$q_{0,max}$ ($\mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$)	150	450	450	1 350
q_{col}/q_{dif}	0,1	1,4	0,1	1,4
q_{tot} ($\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^{-2}$)	2,70	8,10	12,15	36,45

II.3.2 - Structure globale du modèle dynamique retenu

L'objectif du modèle présenté ici (Figure 35) est de prédire par rapport à des conditions imposées (lieu de production, photobioréacteur, souche cultivée et conditions de culture) et des modes opératoires (de conduite), la production de biomasse attendue, ainsi que les consommations associées (régulation thermique, volume d'eau utilisé, quantité de CO₂ capté). Le modèle global se compose de divers sous-modèles, dont certains ont précédemment été décrits. Ces sous-modèles permettent de calculer un ensemble de grandeurs intermédiaires (caractéristiques des transferts radiatifs et thermique, des cinétiques biologiques ...), qui peuvent être isolées et corrélées aux résultats (notamment la concentration en biomasse dans le milieu de culture, production associée, ainsi que les consommations énergétiques).

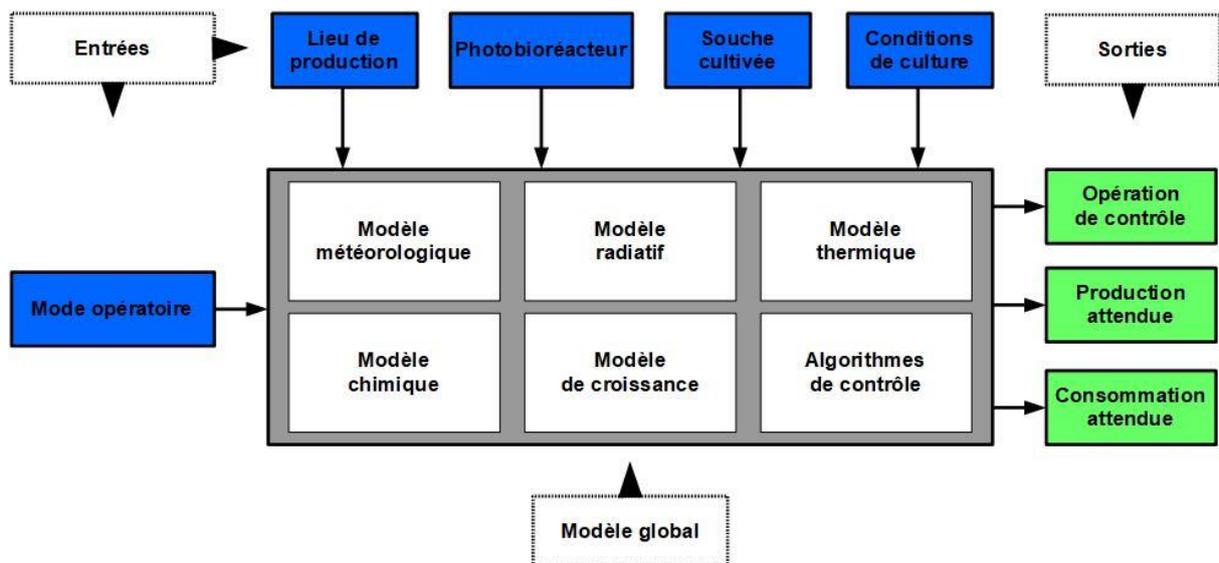


Figure 35. Objectifs du modèle global

Le modèle global est articulé autour de six sous-modèles (Figure 36) :

- Le modèle météorologique prédit : les composantes solaires nécessaires au fonctionnement du modèle radiatif, les composantes climatiques nécessaires au fonctionnement du modèle thermique. En simulation, ce modèle météorologique est remplacé par les scénarios pré-établis (II.3.1).
- Le modèle radiatif (II.1.2) s'intéresse uniquement à la lumière reçue et absorbée au sein du milieu.

- Le modèle thermique (II.1.3) prédit la température du milieu de culture en fonction des conditions climatiques mais aussi de la puissance de régulation apportée par le contrôle. En simulation, l'utilisation de ce modèle peut être omise dès que les conditions thermostatiques sont supposées tout au long du scénario.
- Le modèle de croissance (II.1.1) est alimenté par les modèles radiatif et thermique, afin de représenter l'influence de la lumière et de la température sur la cinétique de croissance des microalgues. La vitesse de croissance déterminée par ce modèle permet d'alimenter notamment le modèle chimique.
- Le modèle chimique qui, à ce stade, consiste uniquement à faire le lien entre CO_2 capté et croissance (par une simple relation de proportionnalité). Pour des raisons de simplicité, la condition chemostatique est supposée maintenue, ce qui permet de négliger l'influence des nutriments sur la croissance.
- Les algorithmes de contrôle qui consistent à adapter une loi de commande qui agit sur le renouvellement du milieu de culture (II.2), mais aussi à déterminer la puissance énergétique nécessaire à la régulation thermique du procédé.

En fonction de la stratégie appliquée, les prédictions météorologiques peuvent être aussi nécessaires à la définition de la loi de commande, en complément des prédictions thermique et de croissance. Ce modèle est celui qui peut être amené à nécessiter le plus grand nombre de prérequis (mesures météorologiques et biologiques, caractéristiques du photobioréacteur et de la souche), en fonction des objectifs et contraintes appliquées.

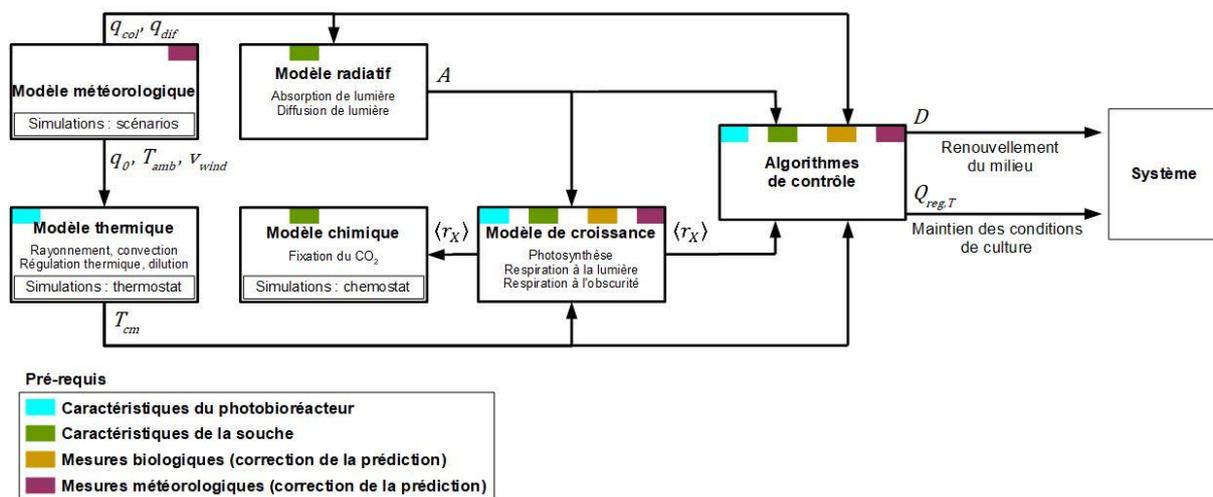


Figure 36. Architecture interne du modèle global

Dans son ensemble, le modèle est alimenté par des variables non contrôlées (les paramètres météo) mais aussi des variables d'action (renouvellement du milieu en particulier). Les paramètres météo représentent les variables d'entrée principales (en particulier les flux solaires), mais aussi une partie des perturbations pouvant influencer sur le système (notamment la température extérieure et la vitesse du vent).

Ce modèle global permet de prédire des critères de production et de consommation liés à une phase de culture de microalgues en conditions solaires ou conditions lumineuses artificielles. Son architecture interne peut être complétée par ajout de « briques » supplémentaires (sous-modèles). Ainsi, le modèle peut gagner en généralité et fournir, en fonction des scénarios appliqués, une plus grande étendue d'informations sur l'évolution interne du système.

Les influences des entrées et des paramètres intermédiaires du modèle de productivité et du sous-modèle thermique ont été quantifiées par deux analyses de sensibilité (Annexe 2). Il en ressort que la productivité sera la plus sensible à l'ingénierie du procédé (66 % de sensibilité pour une variation de D), tandis que les conditions météorologiques ont un impact plus faible (28 % de sensibilité pour une variation de q_{col}). Concernant la température, elle est fortement dépendante des conditions météorologiques (86 % de sensibilité pour une variation de T_{ext}). De l'autre côté, l'ingénierie du procédé n'a qu'une influence faible (13 % pour une variation des propriétés de la paroi optique).

II.3.3 – Environnement de simulation

Le système de calcul pour l'ensemble des simulations est un ordinateur OptiPlex 7070 Dell comprenant un processeur de 3,00 GHz et une mémoire RAM de 16,0 Go. Ces simulations sont produites à partir de l'environnement *Matlab R2020a*. Les algorithmes d'optimisation utilisés nécessitent l'ajout des packs « Optimization Toolbox » et « Global Optimization Toolbox ».

Le taux photonique d'absorption A et le taux spécifique de croissance μ sont intégrés sur le profil d'épaisseur avec la fonction *quad*. A l'image de la fonction *quadl*, elle

permet d'approcher au mieux la solution analytique (exemple avec calcul de $\langle A \rangle$ pour le pic de lumière en journée d'hiver avec spectre de lumière moyenné), avec un faible coût calculatoire (Tableau VII). Cette solution analytique, applicable uniquement avec une lumière et des paramètres radiatifs moyennés sur le spectre, est donnée par :

$$\langle A \rangle = \frac{2q_{col} \cdot E_a}{\cos(\theta) \cdot \delta_{col}} \cdot \frac{(1 + \alpha) \cdot \exp(\delta_{col} \cdot e_{cm}) + (1 - \alpha) \cdot \exp(-\delta_{col} \cdot e_{cm}) - 2}{(1 + \alpha)^2 \cdot \exp(\delta_{col} \cdot e_{cm}) - (1 - \alpha)^2 \cdot \exp(-\delta_{col} \cdot e_{cm})} + \frac{4q_{dif} \cdot E_a}{\delta_{dif}} \cdot \frac{((1 + \alpha) \cdot \exp(\delta_{dif} \cdot e_{cm}) + (1 - \alpha) \cdot \exp(-\delta_{dif} \cdot e_{cm}) - 2)}{(1 + \alpha)^2 \cdot \exp(\delta_{dif} \cdot e_{cm}) - (1 - \alpha)^2 \cdot \exp(-\delta_{dif} \cdot e_{cm})} \quad (46)$$

Tableau VII. Méthode d'intégration volumique

Méthode	Fonction	Temps de calcul (μ s)	Ecart avec référence (%)
Solution analytique (référence)	/	2	0
Quadrature de Simpson [163]	<i>quad</i>	90	< 0,1
Quadrature de Lobatto [163]	<i>quadl</i>	89	< 0,1
Quadrature adaptative globale [164]	<i>integral</i>	254	< 0,1

La prédiction du comportement du système dans le temps est résolue avec la fonction *ode23tb*, en raison de sa capacité à traiter en peu de temps les équations différentielles avec une forte pente (étude sur une étape de prédiction : Tableau VIII). En effet, le système peut hypothétiquement évoluer rapidement, en particulier lors d'une dilution intense. A chaque étape de résolution, en conditions hypothétiques de mesures et prédictions parfaites, la valeur mesurée correspond à la valeur réelle, qui correspond elle-même à la valeur prédite depuis l'étape précédente. Ainsi, mesure, valeur prédite et valeur réelle représentent une unique valeur à chaque itération.

Tableau VIII. Méthode de résolution des équations différentielles

Méthode	Fonction	Temps de calcul (ms)	Ecart avec référence (%)
Euler [165], 1 000 points (référence)	/	124	/
Euler, 100 points	/	13,4	< 10^{-3}
Euler, 10 points	/	1,43	0,033
Paire (4,5) des formules de Runge-Kutta	<i>ode45</i>	8,76	< 10^{-3}
Paire (2,3) des formules de Runge-Kutta	<i>ode23tb</i>	4,00	< 10^{-3}

II.3.4 – Système d'étude

Le système simulé est un photobioréacteur plan de $2,3\text{ cm}$ d'épaisseur, avec une paroi optique (plaque transparente laissant passer la lumière) considérée parfaitement transmissive. Ainsi, toute la lumière extérieure arrivant à la surface du photobioréacteur atteint le milieu de culture. Un tel système fermé rend possible un meilleur contrôle des conditions de croissance (I.1.3.3). Un circuit de recirculation du milieu peut être évité avec cette géométrie : la fraction sombre (proportion de la culture constamment à l'obscurité) est alors fixée à 0.

Dès lors que le réacteur plan n'est pas à l'horizontale, le volume du milieu doit rester constant afin de garder une surface de captation maximale. Si cette surface de captation diminue, la productivité rapportée à la surface d'emprise au sol est réduite. Pour une aire de production donnée, c'est alors les performances de production qui sont négativement impactées. Ceci implique que pour chaque étape de contrôle, la stratégie de contrôle doit appliquer une commande identique sur l'ajout de milieu frais stérile et sur la récolte de milieu riche en biomasse.

Le système de pompage du milieu stérile d'alimentation et du milieu non stérile soutiré est hypothétiquement entièrement automatisable et peut varier sans contrainte sur un pas de temps très faible. Les temps de latence dus au calcul de la loi de commande, à la transmission du signal de commande au système de régulation et à la circulation du milieu stérile jusqu'au photobioréacteur, sont négligés. Les outils de mesure en ligne sont estimés parfaits : les signaux de réponse sont instantanés et les valeurs transmises reflètent parfaitement les valeurs réelles des paramètres mesurés (sur la météo et sur la biologie du système).

Dans cette phase de simulation, les paramètres constants des profils de lumière simulés permettent de négliger les effets de l'angle d'incidence : θ reste nul. La souche principale d'étude est *Chlorella vulgaris* (paramètres de croissance : Tableau II). Le taux de pigments totaux est constamment à 4 %. Cette valeur reflète les valeurs expérimentales globalement observées en cultures solaires avec cette souche. Seule la lumière est considérée limitante sur la cinétique de croissance : la température est continuellement

régulée à un optimum et le milieu de culture est maintenu en conditions de chemostat (pH, CO₂ et nutriments non-limitants). En résumé, aucun phénomène autre que la variation de lumière ou le renouvellement du milieu n'influence la croissance. Le modèle de croissance est aussi supposé parfait : la mesure à un temps lointain correspond parfaitement à la prédiction qui en a été faite. Dans un premier temps, la pénalité de croissance liée aux hautes lumières (II.1.4) n'est pas appliquée.

II.3.5 – Comportement dynamique global du modèle

Dans un premier temps, la photosensibilité de la souche est négligée, de telle sorte à ce que la pénalité propre à l'inhibition de croissance ne soit pas effective. L'effet produit est une indépendance de la concentration d'initialisation sur l'état d'équilibre. Ainsi, la perte de production ne peut être possible qu'avec un lessivage de la culture (absence de biomasse dans le milieu), et non par dérive biologique. Ici, le PBR plan simulé est initialisé à $1 \text{ g}_X \cdot L^{-1}$, la teneur pigmentaire est considérée constante ($w_{pig} = 4 \%$) et la lumière spectrale est moyennée.

L'apparition d'un équilibre à l'échelle de 24 heures peut prendre plusieurs jours simulés (Figure 37). Ce temps est nécessaire pour que les résultats soient affranchis de l'effet de la condition d'initialisation sur la concentration en biomasse. Le mode de production a une influence directe sur le profil de concentration à l'équilibre : par exemple, les valeurs sont plus hautes dans le cas d'un mode batch du fait qu'aucune biomasse n'est retirée du système. La concentration à l'équilibre dépend aussi fortement de la quantité de lumière reçue. Si celle-ci est faible (hiver nuageux, Figure 37.a), elle peut par exemple descendre jusqu'à $0,4 \text{ g}_X \cdot L^{-1}$ en moyenne pour des modes de production en continu (dilution constante) ou semi-continu (dilution arbitraire de 1 heure à 15h00).

En fonction des conditions de lumière simulées, le système peut alors facilement varier en termes de concentration en biomasse dans le milieu. A noter que la concentration moyenne quatre fois plus grande (environ $1,5 \text{ g}_X \cdot L^{-1}$) lorsque les modes de production sont simulés sur un scénario d'été ensoleillé (Figure 37.b), alors que la quantité totale de lumière est environ 14 fois plus importante ($2,70$ contre $36,45 \text{ mol}_{hv} \cdot m^{-2}$ par jour). Cela illustre la notion de la non-linéarité de la conversion photosynthétique.

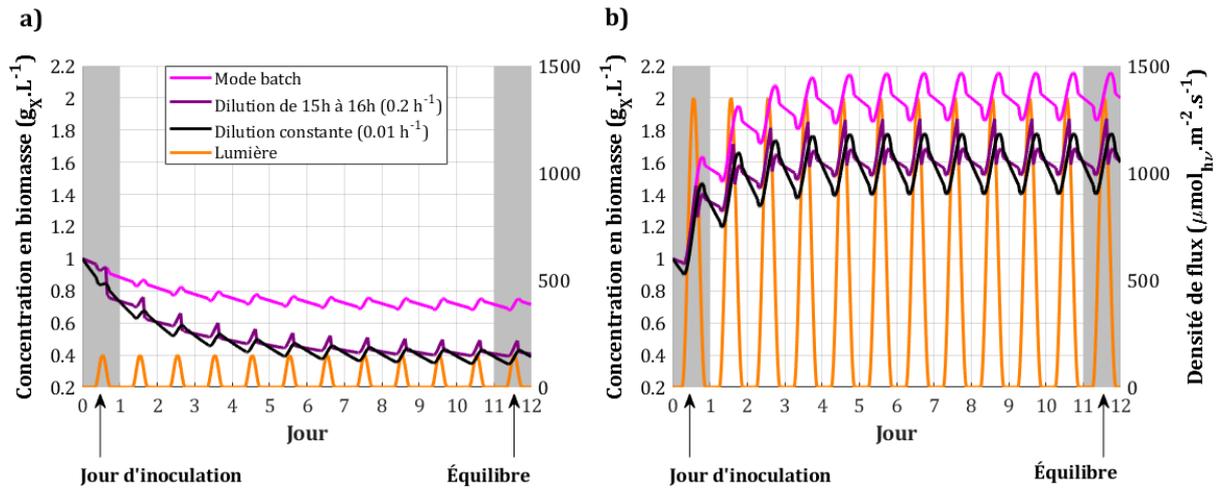


Figure 37. Apparition des équilibres pour des profils de lumière répétés :
a) profils d’hiver nuageux, b) profils d’été ensoleillé

Une fois le régime périodique atteint, les trois critères de performance sélectionnés précédemment sont évalués sur le dernier motif de 24 heures, qui correspond au pseudo-équilibre. A partir des profils de dilution et de concentration en biomasse à l’équilibre, ceux-ci peuvent être calculés (41)-(43). Il apparaît (Tableau IX) que les performances évoluent conjointement : une hausse de *Crit1* signifie une hausse de *Crit2* mais aussi une baisse de *Crit3*. Cela montre que la maximisation de la vitesse de croissance (*Crit2*) ou que la minimisation de l’écart avec les conditions luminostatiques idéales (*Crit3*) correspondent effectivement à une maximisation de la production (*Crit1*).

Tableau IX. Valeurs des critères sur le pseudo-équilibre avec modes de production simples

Mode de production	Scénario entier (12 jours)			Equilibre (24 heures)		
	<i>Crit1</i> (g_X)	<i>Crit2</i> (g_X)	<i>Crit3</i>	<i>Crit1</i> (g_X)	<i>Crit2</i> (g_X)	<i>Crit3</i>
Batch	0	0	20,1	0	0	18,5
Dilution de 15 à 16h ($0,2 h^{-1}$)	1,96	1,92	17,6	7,49	7,49	17,3
Dilution constante ($0,01 h^{-1}$)	2,01	1,96	17,2	8,27	8,28	17,1

Par la suite, une stratégie sera à appliquer sur le renouvellement du milieu (profil et intensité du taux de dilution) pour l’optimisation de ces trois critères relatifs à une production maximisée. Le critère retenu sera celui répondant le mieux à une finalité de production maximisée et robuste sur le long terme, dans une approche d’optimisation en dynamique par une stratégie MPC.

Conclusions du chapitre

Le modèle global (II.1) décrit un système PBR plan sur les aspects de production de biomasse en sortie du système, de croissance interne de la biomasse (vitesse volumique de croissance) et de régime d'atténuation lumineuse au sein du milieu. Le modèle mécanistique de croissance, adapté à la lumière solaire variable, a été complété afin de prendre en compte les effets de photosensibilité (croissance inhibée en hautes lumières) et les effets thermiques (croissance inhibée en basses et hautes températures) dans la cinétique de croissance d'une souche. Le modèle global contient également un sous-modèle thermique, qui permet de quantifier les énergies mises en jeu dans la régulation thermique du procédé.

Les différentes stratégies de production mises en place (II.2) ajustent le taux de dilution et, pour certaines, contrôlent la concentration en biomasse. Les contrôles en boucle ouverte et boucle fermée, ainsi qu'une approche prédictive, permettent d'envisager la problématique de production de microalgues à grande échelle sur différents aspects : simplicité de mise en œuvre, robustesse du procédé et optimisation des performances.

Plusieurs scénarios solaires typiques simulés (II.3.1) ont été définis afin de prendre en compte un certain spectre de conditions météorologiques, en allant d'une journée à faible potentiel lumineux (hiver avec ciel complètement couvert) à une journée à haut potentiel lumineux (été avec ciel parfaitement ensoleillé). Cela a permis d'étudier la pertinence de critères possibles d'optimisation liés à la production de biomasse. En effet, en culture de microalgues, quantité globale de biomasse récoltée, vitesse volumique de croissance et régime lumineux d'atténuation sont liés. Il a été montré toutefois qu'ils menaient à des profils d'évolution différents en régime transitoire, mais qu'optimiser l'un menait à optimiser les autres.

Au final, grâce aux outils de modélisation, les stratégies introduites dans ce chapitre peuvent être simulées, sur la base des différents scénarios représentatifs d'une lumière solaire typique. L'étude détaillée de ces stratégies de contrôle permettrait de procéder à une sélection des plus intéressantes d'entre elles, en termes de simplicité dans l'approche (II.2.2), de robustesse (II.2.3), ou de performances (II.2.4).

CHAPITRE III
DEVELOPPEMENT D'ALGORITHMES DE
CONTROLE POUR UNE OPTIMISATION DE
PRODUCTION EN BIOMASSE

“True optimization is the revolutionary contribution of modern research to decision process.”

- George Dantzig

Introduction du chapitre

Suite à la mise en place des modèles radiatif et de croissance et des scénarios météorologiques, les stratégies de contrôle peuvent être programmées et simulées sur des périodes de temps plus ou moins longues. Les performances de ces différentes stratégies sont présentées dans ce chapitre.

Les stratégies de contrôle en boucle ouverte seront étudiées et adaptées de sorte à définir une stratégie simple mais adaptée à une optimisation de production de biomasse (III.1). Ensuite, une stratégie de contrôle linéarisante en boucle fermée (III.2), qui suggère un contrôle poussé du système, aura pour but de proposer une approche de régulation robuste, également intéressante pour une production en conditions solaires. Enfin, la seconde stratégie en boucle fermée, prédictive cette fois (III.3), aura pour but d'optimiser au mieux les performances du système, en termes de production de biomasse, en prenant en compte les évolutions à venir de l'ensoleillement. Pour chacune des stratégies, les performances de production seront comparées sur les 4 profils de lumière typiques présentés au chapitre précédent. Ainsi, les capacités d'adaptation du contrôle à la météo seront évaluées.

Une fois ces stratégies configurées de sorte à réaliser les meilleurs résultats de production (critère de performance à grande échelle), une étude comparative permettra de quantifier les performances attendues en conditions idéales de culture solaire (III.4). Au-delà des critères de production en biomasse, des notions relatives aux contraintes industrielles seront introduites (complexité opérative, coûts de production, etc...), afin de placer les résultats en simulation dans un contexte d'usage industriel futur.

III.1 – Contrôle en boucle ouverte

III.1.1 – Mise en place

La stratégie de contrôle en boucle ouverte applique un profil de dilution prédéfini tout en n'appliquant aucun contrôle sur la concentration en biomasse, qui peut donc varier librement. L'ensemble de profils de dilution du milieu (II.2.2) ont été appliqués sur les profils de lumière typiques (II.3.1). Pour chaque profil, le set est composé de 100 taux de dilution répartis de façon homogène entre 0 h^{-1} et un taux limite dépendant de la durée de dilution sur 24 heures. Ce taux limite est choisi arbitrairement parmi les valeurs minimales provoquant un lessivage de la culture à long terme (Figure 38). Pour les stratégies en boucle ouverte, les taux de dilution limite sont : $0,1 \text{ h}^{-1}$ pour la stratégie constante (24 heures de dilution par jour), $0,2 \text{ h}^{-1}$ pour le mode « jour » (10 et 15 heures de dilution, respectivement pour les journées d'hiver et d'été) et $2,5 \text{ h}^{-1}$ pour les autres stratégies (1 heure de dilution par jour).

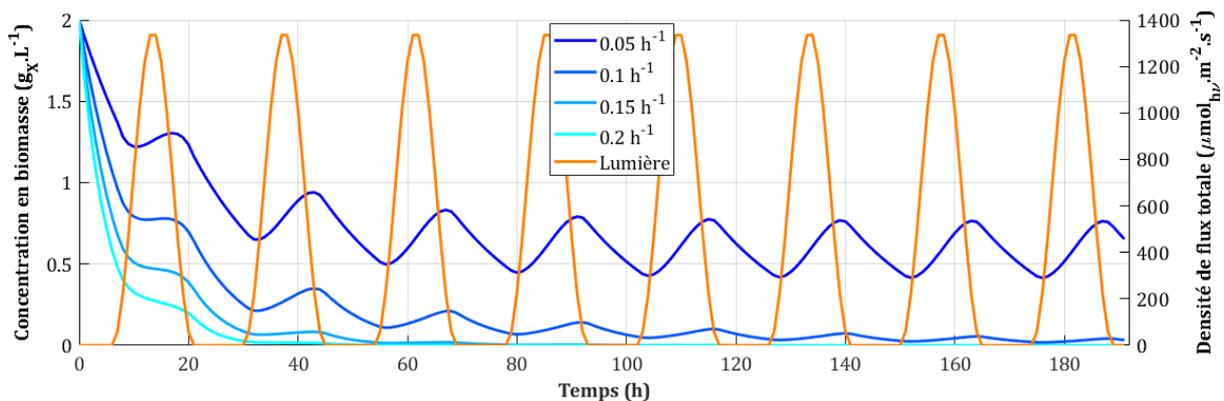


Figure 38. Définition d'un taux de dilution limite pour la stratégie constante

Pour chaque application d'un set de 100 taux de dilution, un optimum est retenu, tel qu'il propose la meilleure productivité sur la dernière journée (8^{ème} jour), lorsque la concentration microalgale suit un comportement quotidien périodique. Le point d'initialisation est simulé à $2 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$, car il permet d'atteindre rapidement le pseudo-équilibre. Procéder ainsi permet de réduire la répétition des profils de lumière jusqu'à l'équilibre, et donc de gagner en temps de calcul (pour l'ensemble des journées typiques). En effet, une initialisation haute à $2 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ (Figure 39.b) permet une plus grande variation de concentration en biomasse sur le premier jour par rapport à une

initialisation basse à $0,1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ (Figure 39.a). Ces variations sont respectivement pour les initialisations haute et basse une diminution de $0,5 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ et une augmentation de $0,3 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$. Ainsi, dès le deuxième jour simulé, le profil de concentration est relativement proche de l'optimum à l'équilibre (situé entre $1,5$ et $1,5 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$).

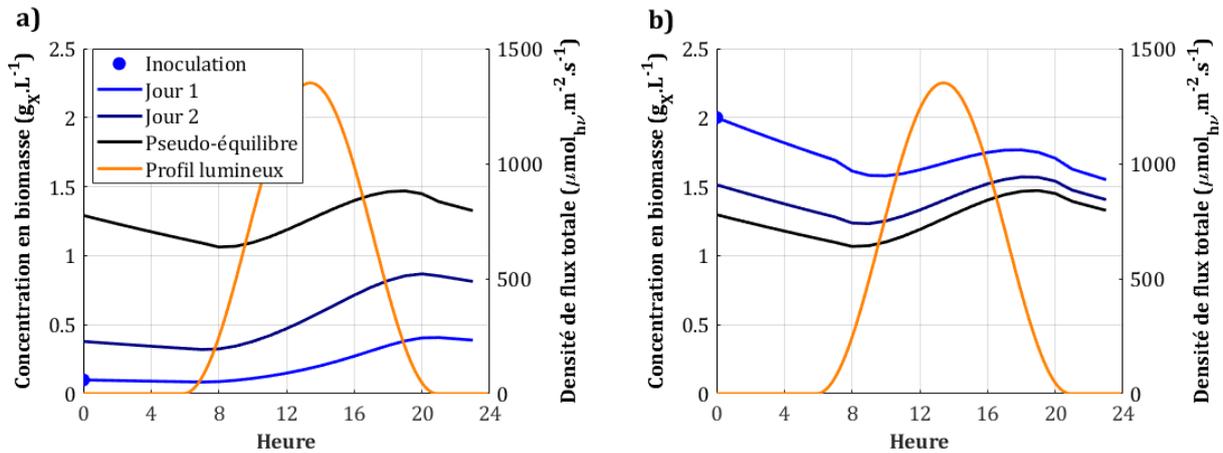


Figure 39. Atteinte du pseudo-équilibre en dilution constante avec
a) point d'initialisation bas, b) point d'initialisation haut

III.1.2 – Profils semi-continus dépendants du cycle jour/nuit

La problématique d'optimisation des conditions de régulation en solaire impose de se concentrer sur les profils lumineux sinusoïdaux censés représenter des conditions naturelles météorologiques. Pour chaque stratégie en boucle ouverte et chaque profil lumineux, un seul optimum de production est associé. Que ce soit pour une stratégie avec une dilution constante (Figure 40.a) ou une dilution semi-continue (Figure 40.b), l'allure des courbes de productivité en fonction de la dilution moyenne est identique (seules les amplitudes varient légèrement). A noter que l'allure de ces courbes est la même que celle de productivité sous éclairage constant (II.2.1), une même productivité moyenne à l'équilibre est obtenue pour des couple X élevé- D faible et X faible- D élevé, sans relation avec le profil de D appliqué quotidiennement. Une variation faible du taux de dilution optimal (de l'ordre de 10 %) semble ne pas affecter de façon importante les performances de production : les sommets où se situent les optima sont relativement plats. En dehors de la plage optimale, l'application d'un taux de dilution trop élevé conduit à une baisse progressive de la productivité. A noter qu'à ce stade des simulations, le stress lumineux n'est pas considéré dans le modèle, aucun lessivage ne

peut se produire pour des raisons de stress lumineux en conditions trop diluées. Un dernier point concerne la valeur des optima de chacune des quatre journées typiques : cette valeur augmente de façon cohérente avec le potentiel lumineux total sur 24 heures.

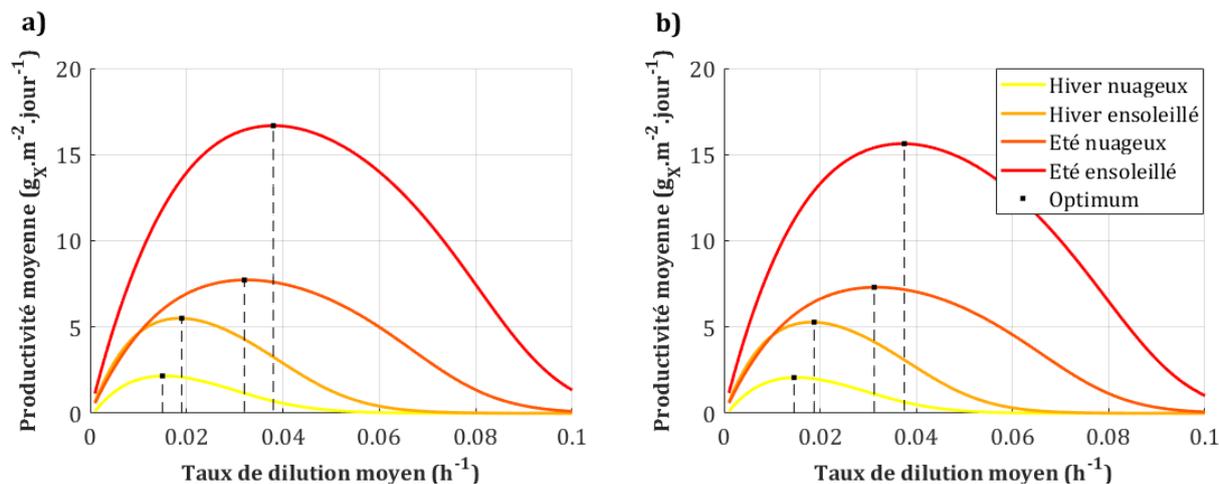


Figure 40. Identification des optima de dilution en boucle ouverte :

a) mode « constant », b) mode « lever de soleil »

Il apparaît que la durée de commande active sur 24 heures, ainsi que l’instant choisi pour appliquer cette commande, ont un effet sur les optima de productivité une fois ceux-ci identifiés pour chaque set de dilutions (Tableau X). Les écarts entre optima sont cependant relatifs, puisque la plus grande différence est inférieure à 8 % (comparaison entre le mode « lever de soleil » et le mode « ensoleillement », en été ensoleillé). En hiver, la stratégie « coucher de soleil » propose les meilleures performances (optima à 2,23 et 5,63 $g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$). En été, c’est au contraire le mode « ensoleillement » qui est le plus performant (optima à 7,80 et 16,86 $g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$). En moyennant les productions sur l’ensemble des 4 journées, il apparaît que c’est ce même mode de dilution qui donne l’optima le plus élevé (8,09 $g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$). Vient ensuite le mode « constant », avec 8,02 $g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$. Adopter une stratégie de dilution courte liée à la position du Soleil ne semble pas pertinent à ce stade, puisque les productions sont en moyenne inférieures à 7,95 $g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$ pour les modes respectifs de dilution au point culminant, au coucher du Soleil et au lever du Soleil.

Tableau X. Productivités optimales pour les 5 stratégies en boucle ouverte

Journée	Hiver nuageux	Hiver ensoleillé	Été nuageux	Été ensoleillé
Mode	Productivité surfacique ($g_x \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)			
Dilution constante	2,17	5,51	7,73	16,68
« Jour »	2,18	5,54	7,80	16,86
« Lever du Soleil »	2,07	5,28	7,31	15,63
« Point culminant »	2,19	5,57	7,64	16,38
« Coucher du Soleil »	2,23	5,63	7,61	16,27

III.1.3 – Profils semi-continus indépendants du cycle jour/nuit

Hormis le mode constant, toutes les stratégies en boucle ouverte présentées actuellement nécessitent d'être adaptées continuellement. En cause, le changement de la période d'ensoleillement au cours des saisons, changement qui implique de modifier en conséquence les moments d'opération du renouvellement du milieu. Cette adaptation peut constituer une contrainte, face à une stratégie en boucle ouverte qui se veut simple. Afin d'assurer une régularité dans le processus de production, les modes de dilution courts (une heure) peuvent être assurés à un moment donné de la journée, indépendamment du Soleil. Ainsi, 5 modes supplémentaires en fonctionnement semi-continu d'une heure sont introduits, tels qu'ils sont opérés à heures fixes. Cette durée de 1 heure semble le choix le plus pertinent, puisque réduire ou augmenter cette durée fait diminuer la productivité que l'on peut espérer [134]. Les productions observées sur les modes semi-continus d'une heure étant les meilleures avec une opération le midi (au point culminant) ou le soir (au coucher du Soleil), les heures fixes de dilution sont focalisées sur l'après-midi : 15h00, 16h00, 17h00, 18h00 et 19h00.

De la même façon que précédemment, les sets appliqués à chaque scénario de journée typique répétée sont des ensembles de 100 taux de dilution compris entre 0 et $2,5 h^{-1}$. Les optima identifiés à l'équilibre (Figure 41) montrent une dépendance des performances face à l'instant de dilution fixé. Cependant, cette dépendance n'est pas observée quant au taux de dilution optimal. Appliquer ainsi une dilution à heure fixe permet de dépasser les productivités des 5 autres modes (Tableau XI). Cet effet est d'autant plus notable pour des dilutions opérées à 16h00 et 17h00. En effet, les productions respectives sont en moyenne à 8,31 et 8,30 $g_x \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$, le maximum

étant précédemment de $8,09 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$, obtenu avec une dilution constante pendant la phase d'ensoleillement. Avec une opération à heure fixe, indépendante de l'ensoleillement, le gain en production est donc de l'ordre de 3 %.

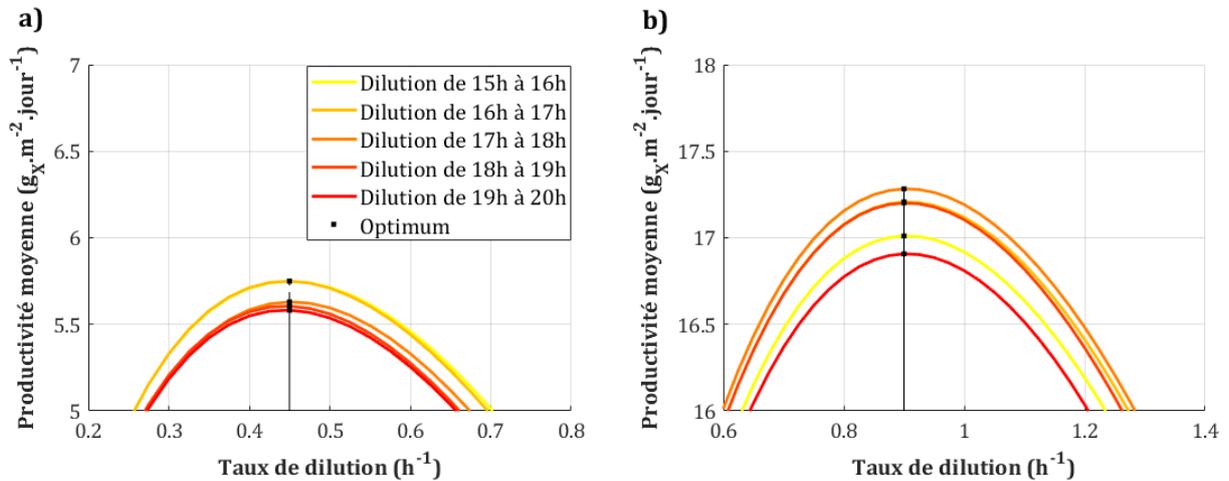


Figure 41. Application des sets de dilution à heure fixe

a) en journée d'hiver ensoleillé b) en journée d'été ensoleillé

Focaliser l'opération de renouvellement à 16h00 plutôt qu'à 17h00 s'avère un meilleur choix en hiver ($4,01 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$ contre $3,93 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$). En été, la conclusion est inverse : il est préférable de focaliser le renouvellement à 17h00 ($12,67 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$ contre $12,62 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$). En choisissant une opération courte à heure fixe, la stratégie retenue est le mode semi-continu à 17h00. Sur un scénario annuel nantais ($21,95 mol_{hv} \cdot m^{-2}$ en moyenne sur une journée), il est en effet attendu qu'elle produise les meilleures performances, puisque plutôt adaptée aux profils « été » ($24,35 mol_{hv} \cdot m^{-2}$) qu'aux profils « hiver » ($5,40 mol_{hv} \cdot m^{-2}$).

Tableau XI. Productivités optimales pour les stratégies à heure fixe

Journée	Hiver nuageux	Hiver ensoleillé	Été nuageux	Été ensoleillé
Mode semi-continu	Productivité surfacique ($g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)			
Dilution à 15h00	2,27	5,75	7,93	17,01
Dilution à 16h00	2,28	5,75	8,03	17,21
Dilution à 17h00	2,23	5,63	8,06	17,28
Dilution à 18h00	2,22	5,61	8,03	17,20
Dilution à 19h00	2,21	5,58	7,90	16,91

III.1.4 – Synthèse des performances des modes de dilution

En associant les productions aux instants de dilution (Figure 42), les meilleures performances apparaissent préférentiellement en milieu d'après-midi. Focaliser la dilution pendant la période d'ensoleillement ne permet d'améliorer que légèrement la production par rapport à une dilution active sur 24 heures.

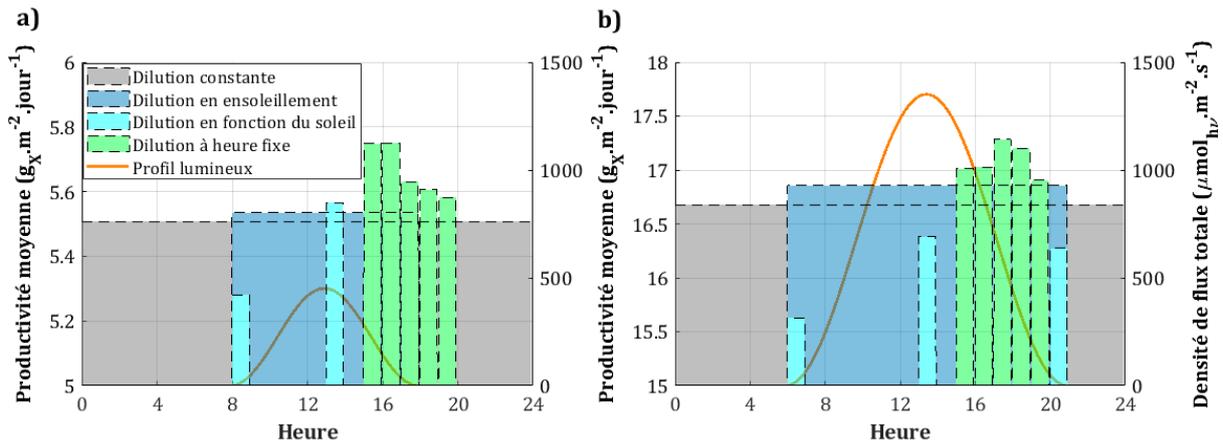


Figure 42. Optima de production de l'ensemble des stratégies en boucle ouverte
a) en journée d'hiver ensoleillée b) en journée d'été ensoleillée

Pour chaque mode (constant, semi-continu en fonction du soleil, semi-continu à heure fixe), les stratégies les plus pertinentes (par rapport à la production moyenne) ont été retenues. En s'intéressant au comportement de la culture sur la journée au plus haut potentiel lumineux, le taux de dilution à appliquer dépend de la durée de dilution : plus la durée de la dilution est écourtée, plus le taux de dilution augmente au moment de l'activation de la dilution (Figure 43.a). Par conséquent, la plage de variation de la concentration en biomasse (Figure 43.b) sera plus importante dans ce dernier cas (par exemple entre $0,54$ et $1,24 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ pour le mode semi-continu à 17h00). A l'inverse, la stratégie en boucle ouverte permettant de mieux approcher un état turbidostatique, soit une variation très faible de la concentration en biomasse, est le mode « jour ». Dans ce cas précis, cette concentration n'évolue qu'entre $0,69$ et $0,89 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ sur 24 heures.

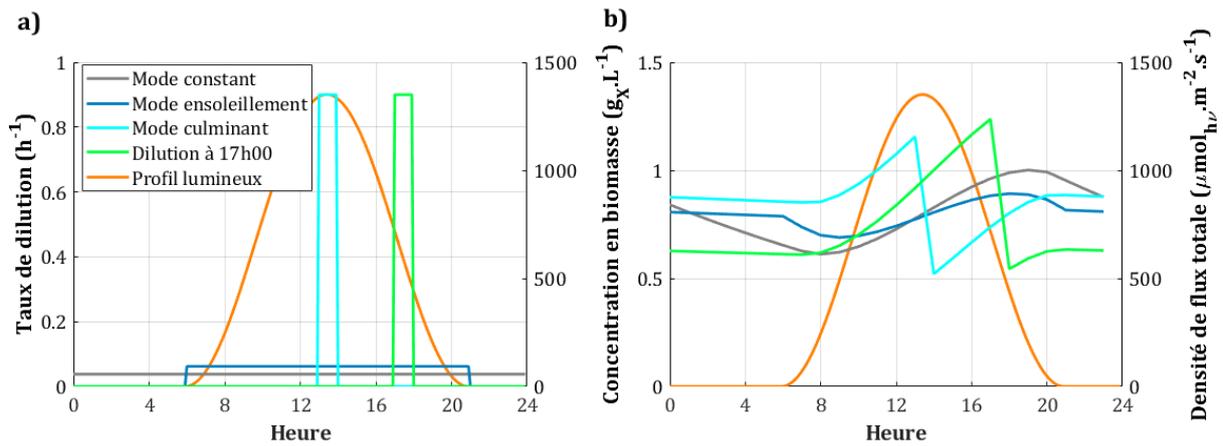


Figure 43. Effet des stratégies en boucle ouverte sur la culture en journée d'été ensoleillé
a) loi de commande, b) concentration en biomasse

En s'intéressant au flux de photons absorbés dans le photobioréacteur, les plus hautes valeurs de $\langle A \rangle$ (environ $100 \text{ mmol}_{h\nu} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$) sont obtenues avec le mode « culminant » (Figure 44.a). Diluer au moment où le Soleil est à son point culminant semble être la pire stratégie pour limiter le stress lumineux en solaire. A l'inverse, c'est le mode semi-continu à 17h00 qui semble limiter au mieux ce potentiel stress ($\langle A \rangle \leq 60 \text{ mmol}_{h\nu} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$). En étudiant la fraction illuminée (Figure 44.b), c'est logiquement ce même mode de dilution à heure fixe qui semble approcher le mieux la condition de luminostat idéal ($\gamma = 1$), par rapport aux autres stratégies.

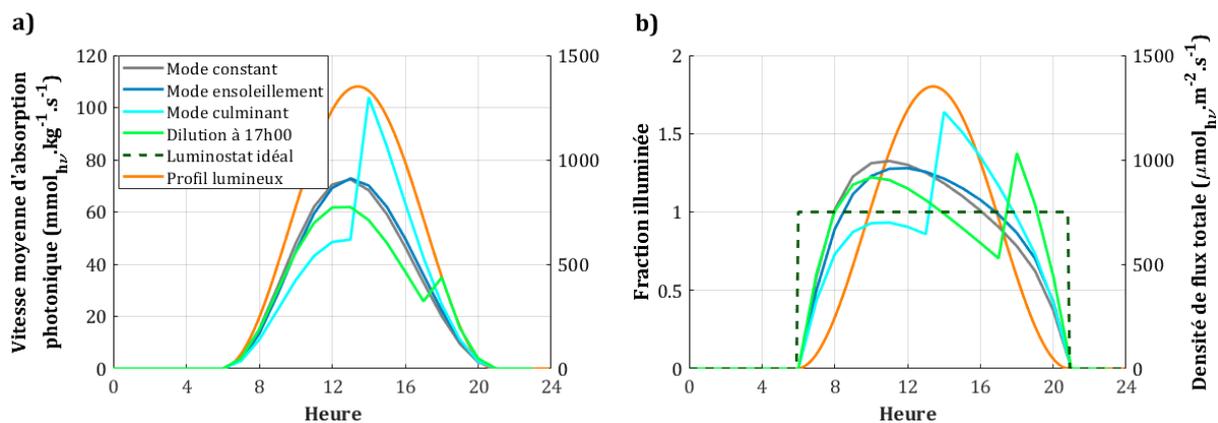


Figure 44. Effet des stratégies en boucle ouverte sur la culture en journée d'été ensoleillé
a) lumière moyenne absorbée, b) fraction illuminée

Ce gain de productivité d'une stratégie de dilution courte avant l'arrivée d'une lumière nulle par rapport à une stratégie constante a été retrouvé avec un modèle de croissance

d'une autre souche : *Isochrysis galbana* [135]. La productivité sur un échelon de lumière jour/nuit avait montré dans ce cas un gain de productivité de plus de 17 %. Dans cette même étude, il a aussi été démontré que ce gain était d'autant plus grand que la respiration des cellules la nuit était importante. L'intérêt de privilégier une stratégie à une autre dépendrait donc principalement de la cinétique de respiration à l'obscurité.

Tableau XII. Performances des stratégies en boucle ouverte pré-validées

Journée	Hiver nuageux	Hiver ensoleillé	Eté nuageux	Eté ensoleillé
Productivité surfacique ($g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)				
Stratégie constante	2,17	5,51	7,73	16,68
Stratégie semi-continue (17h)	2,23	5,63	8,06	17,28
Dilution moyenne (h^{-1})				
Stratégie constante	0,015	0,019	0,032	0,038
Stratégie semi-continue (17h)	0,016			

Conclusions sur les stratégies de contrôle en boucle ouverte retenues

En résumé, la stratégie constante consistant à maintenir un taux constant sur 24 heures permet d'atteindre des productions satisfaisantes (en moyenne, 2^{ème} meilleure production sur 24 heures parmi les 5 stratégies de départ). En plus de sa simplicité de mise en œuvre, elle permet de limiter des conditions de stress lumineux au même titre que le mode « jour ». Cette stratégie est donc retenue pour la phase de validation sur un scénario annuel.

La seconde stratégie en boucle ouverte retenue pour la phase de validation est la stratégie semi-continue qui consiste à appliquer un taux de dilution constant pendant une heure à 17h00. En effet, celle-ci propose non seulement les meilleures performances de production parmi l'ensemble des 10 stratégies étudiées plus haut, mais elle permet aussi de limiter au mieux le stress lumineux. Diluer ainsi pendant l'après-midi apparaît comme la meilleure stratégie pour obtenir la plus faible concentration avant le coucher du Soleil (dans un climat caractéristique de la région de Nantes). Ceci a pour effet également de réduire les pertes de biomasse la nuit à cause du phénomène de la respiration à l'obscurité, qui est proportionnelle à la concentration en biomasse.

III.2 – Stratégie de contrôle linéarisant

III.2.1 – Définition de la constante de réglage

Pour la stratégie de contrôle linéarisante, la constante de réglage λ_L présente dans l'équation (39) doit être déterminée, afin que la commande permette de suivre la consigne sur la concentration en biomasse. Une valeur trop élevée ou trop basse peut amener à ne pas atteindre la consigne, ou à générer un régime pseudo-oscillatoire (Annexe 3).

Une valeur constante optimale de λ_L a été recherchée, telle qu'elle permet de suivre au mieux des consignes constante et variable (profils de consigne présentés en Annexe 3). Ici, l'objectif est double : atteindre rapidement la consigne, tout en atténuant voire effaçant les oscillations potentielles autour de cette valeur consigne. Un optimum a été sélectionné à $\lambda_L = 6 h^{-1}$ telle que l'erreur moyenne absolue entre la concentration et la consigne est minimisée, tout en assurant une continuité de la commande. Cette valeur est gardée constante pour toute la suite de l'étude car elle permet de suivre avec suffisamment de précision, et sans produire d'oscillations, une consigne variable et une consigne constante. Par comparaison avec une valeur de $1 h^{-1}$ (valeur utilisée dans [122]), les performances de suivi (évaluées par l'erreur) sont améliorées de 22 et 73 % pour une consigne constante et une consigne variable, respectivement.

Avec un modèle de croissance de la souche *Chlamydomonas reinhardtii* [168], une valeur de λ_L de $6 h^{-1}$ induit également une meilleure performance dans le suivi des consignes. Le suivi d'une consigne de concentration variable ou constante en stratégie linéarisante par retour d'état est donc assuré avec un λ_L situé autour de $6 h^{-1}$, valeur potentiellement générique et liée à la cinétique caractéristique des microalgues.

III.2.2 – Définition de la consigne de concentration en biomasse

III.2.2.1 – Opération en mode luminostatique en conditions solaires

La recherche de la meilleure production peut passer par la recherche d'une captation lumineuse idéale avec $\gamma = 1$. Cette condition luminostatique particulière conduit à suivre une concentration consigne variable, dépendante de l'intensité lumineuse à un instant donné (61). Malgré un paramètre λ_L optimal, appliquer une telle cible luminostatique idéale avec une stratégie linéarisante ne permet pas d'atteindre l'état $\gamma = 1$ voulu. En effet, cette cible implique de poser une consigne de concentration en biomasse très faible (inférieure à $0,1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$) en début et fin de journée, là où la lumière est la plus faible. En cherchant à atteindre de telles concentrations, le taux de dilution (Figure 45.a) devient brièvement très élevé (supérieur à 1 h^{-1}). Le système devient alors, dès l'arrivée du Soleil, trop peu concentré pour parvenir à suivre la consigne croissante sur les heures suivantes (Figure 45.b). Le système approche rapidement du lessivage, dès le 2^{ème} jour après initialisation.

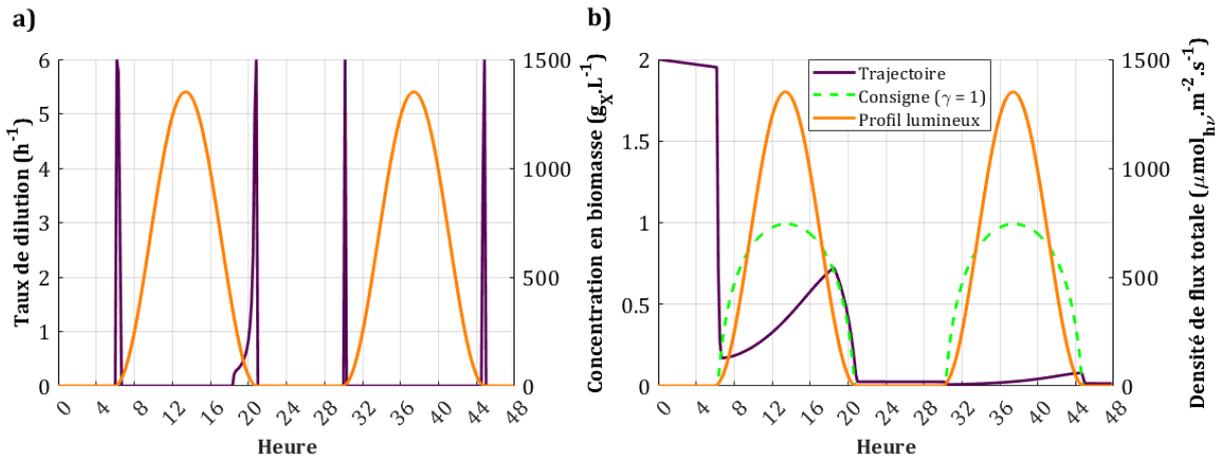


Figure 45. Stratégie de contrôle linéarisante avec cible luminostatique idéale en journée d'été ensoleillé : a) taux de dilution appliqué, b) concentration en biomasse

La cause de l'échec du suivi luminostatique en tient à la cinétique de croissance des microalgues, qui est par nature trop faible pour permettre une augmentation suffisante de la concentration en biomasse (malgré l'absence de dilution). Seule une cinétique environ 5 fois plus grande permettrait d'éviter un lessivage pour des journées à faible potentiel lumineux (Figure 46.a) et de maintenir la consigne optimale pendant plus de

la moitié de la journée avec un fort potentiel lumineux (Figure 46.b). En ce sens, une approche d'un ratio constant « light-to-microalgae » [129] semble elle aussi non applicable au vu de la variation typique de l'irradiance solaire, si appliquée pendant tout l'ensoleillement.

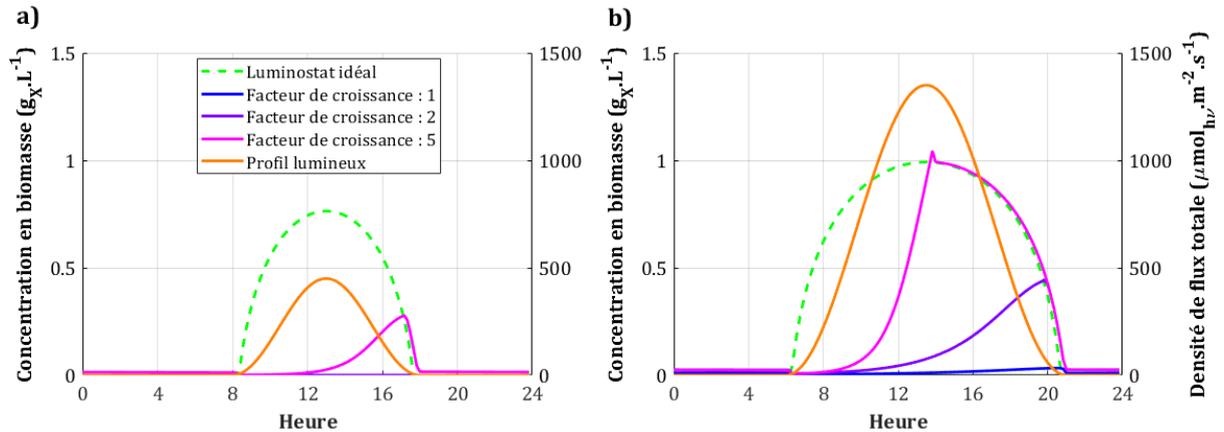


Figure 46. Concentration en biomasse à l'équilibre avec divers cinétiques de croissance en contrôle linéarisant et suivi luminostatique : a) journée d'hiver ensoleillée, b) journée d'été ensoleillée

Changer la consigne de γ visée n'amène pas à atteindre la valeur désirée, et ce avec divers profils lumineux (Figure 47). En diluant trop fortement le système pour atteindre l'optimum de début de journée (consigne de concentration très basse), la loi de commande linéarisante produit une fraction illuminée beaucoup plus élevée que la valeur voulue. Cet écart peut être d'un facteur 4 dans le cas d'une cible à $\gamma = 0,5$.

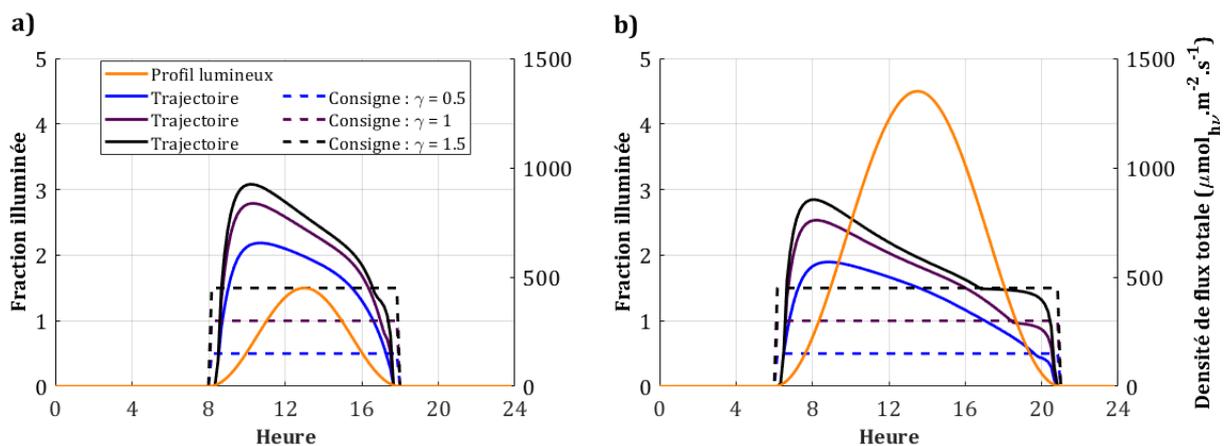


Figure 47. Evolution des fractions illuminées au 1^{er} jour simulé avec divers cibles luminostatiques en contrôle linéarisant : a) journée d'hiver ensoleillée, b) journée d'été ensoleillée

En résumé, un critère de suivi luminostatique ne conduit pas à une consigne de biomasse atteignable pour la culture de microalgues en conditions solaires, tant que la régulation est recherchée pendant tout l'ensoleillement.

III.2.2.2 – Opération en mode turbidostatique en conditions solaires

Au contraire d'une cible luminostatique induisant une consigne de concentration variable, une consigne en biomasse constante sur la journée serait envisagée. Une étude brève avec différentes valeurs de consigne montre que la régulation de la concentration à une valeur constante est efficace, sous différentes conditions d'éclairement (Figure 48).

A l'équilibre, la consigne de concentration en biomasse est parfaitement atteinte pendant plusieurs heures durant, entre la matinée et la fin de soirée. Comme attendu, une consigne basse est plus facilement suivie qu'une consigne haute. Cela s'explique par l'impact de la respiration la nuit, qui est proportionnelle à la concentration en biomasse.

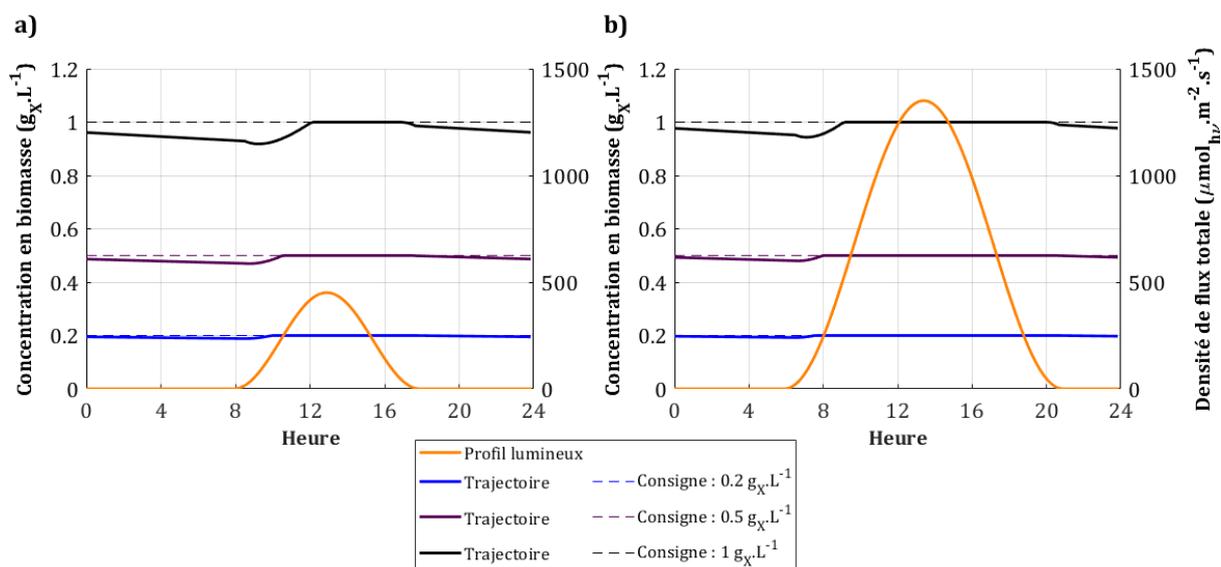


Figure 48. Atteinte des cibles turbidostatiques avec un contrôle linéarisant :
a) journée d'hiver ensoleillé, b) journée d'été ensoleillé

En raison de ses capacités à garantir une robustesse du système par le maintien des conditions turbidostatiques dans le milieu de culture, le critère turbidostatique est retenu pour la stratégie de contrôle linéarisante. Sur ce mode de fonctionnement, la consigne sur la concentration en biomasse X_{sp} peut être ajustée, de telle sorte à ce qu'elle propose les meilleures performances de production sur un scénario donné. En vue d'assurer un suivi précis de la consigne sur une large plage de valeurs, la constante de réglage λ_L est maintenue à $6 h^{-1}$.

III.2.3 – Evaluation des productivités obtenues avec le contrôle linéarisant

A l'image des stratégies en boucle ouverte étudiée précédemment, une étude en simulation a été menée sur un set de 100 consignes (entre et $2 g_X \cdot L^{-1}$) pour chacune des journées typiques. A l'instar des stratégies en boucle ouverte, un optima différent apparaît pour chaque scénario (Figure 49). Les productivités optimales augmentent à nouveau de façon cohérente avec la montée en potentiel lumineux (journées plus ensoleillées, passage en été). Cependant, l'optimum de consigne portée sur la concentration du milieu de culture ne suit pas cette tendance. En effet, la consigne optimale d'une journée d'été nuageux (proche de $0,4 g_X \cdot L^{-1}$) est inférieure à celle d'une journée d'hiver ensoleillé (proche de $0,6 g_X \cdot L^{-1}$), malgré son plus haut potentiel lumineux (50 % de lumière en plus). Ici, les sommets où se situent les optima de production sont plus nivelés qu'avec les stratégies en boucle ouverte : une variation de l'ordre de 20 % de la consigne X_{sp} impacte peu la production.

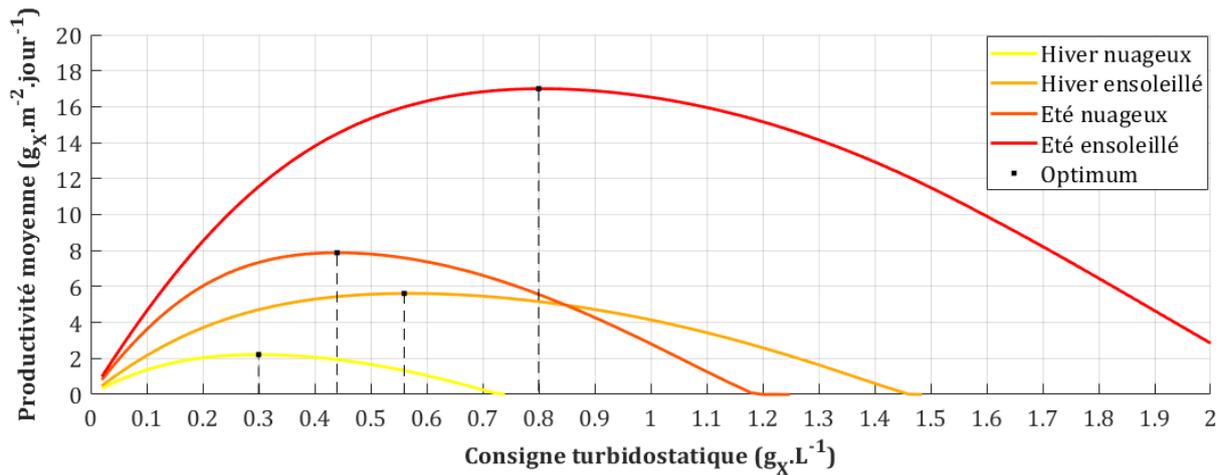


Figure 49. Identification des consignes turbidostatiques optimales en contrôle linéarisant

Le suivi de la consigne de concentration pendant la majorité de la période d'ensoleillement (Figure 50.b) est efficace grâce à une commande continue qui s'active plusieurs heures après le lever du Soleil et se désactive dès le coucher du Soleil (Figure 50.a). Ce retard d'activation après le lever du Soleil correspond à la phase de montée en concentration nécessaire pour atteindre à nouveau la consigne, écart causé par la décroissance la nuit (comme vu précédemment). Il peut être observé que, sans considérer la phase de latence due à la montée en concentration en début de journée, l'allure du taux de dilution semble suivre le caractère sinusoïdal de chaque profil de lumière. La commande en stratégie turbidostatique est donc fortement corrélée à la lumière. En effet, une lumière plus forte, avec une souche hypothétiquement non photosensible, implique nécessairement une croissance plus forte, pour une concentration en biomasse identique. La dilution du milieu doit donc être plus intense pour compenser cette forte croissance qui causerait sinon un dépassement de la concentration par rapport à la valeur consigne.

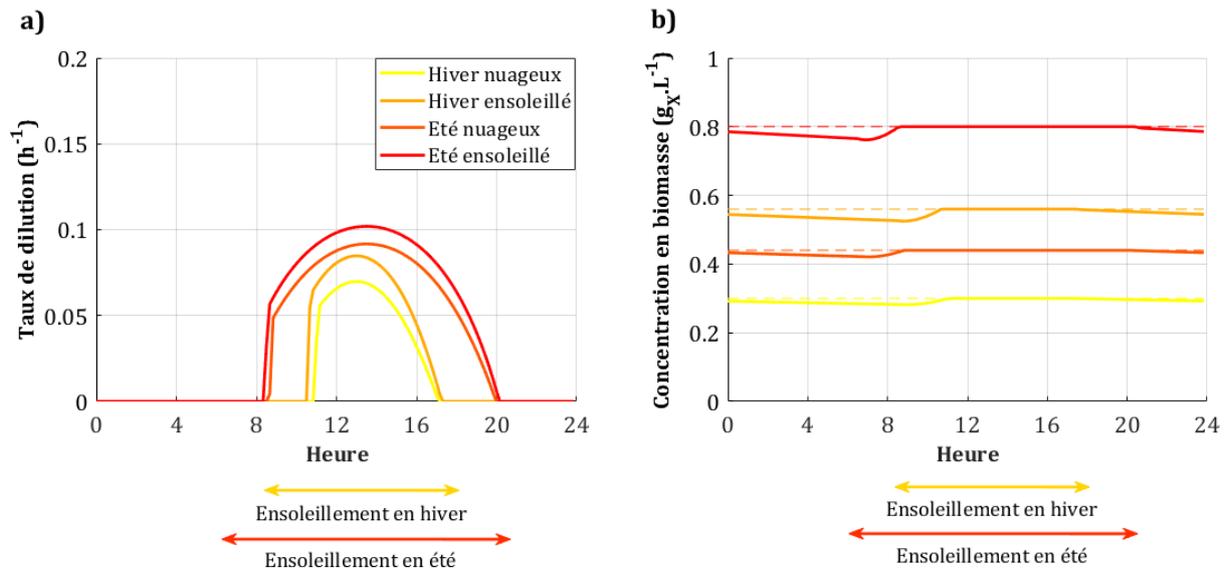


Figure 50. Application des consignes turbidostatiques optimales :
a) loi de commande, b) concentration en biomasse

Pour chaque scénario, les performances optimales associées à chaque journée sont isolées (Tableau XIII). Comme vu précédemment avec une stratégie en boucle ouverte laissant la concentration varier (Tableau XII), la dilution moyenne augmente de façon cohérente avec le potentiel lumineux de chaque journée d'étude en stratégie turbidostatique. Malgré cela, les valeurs des consignes ne suivent pas cette tendance (la concentration optimale en biomasse en hiver ensoleillé étant supérieure de 21 % à celle d'un été nuageux). Cela signifie que les optima turbidostatiques ne sont pas seulement dépendants du potentiel lumineux, mais aussi de la part diffuse du rayonnement.

Tableau XIII. Performances de la stratégie turbidostatique pré-validée

Journée	Hiver nuageux	Hiver ensoleillé	Été nuageux	Été ensoleillé
Productivité surfacique ($g_x \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)	2,21	5,61	7,88	17,00
X_{sp} ($g_x \cdot L^{-1}$)	0,30	0,56	0,44	0,80
Dilution moyenne (h^{-1})	0,013	0,018	0,032	0,038

Conclusions sur la régulation en solaire d'une consigne de concentration

La cinétique lente des microalgues ne permet pas de suivre toute la journée un profil correspondant à des conditions luminostatiques, face à des conditions solaires typiques. La stratégie de contrôle linéarisant est néanmoins très efficace pour garantir un mode turbidostatique, à savoir le maintien d'une consigne de concentration en biomasse. Avec cette stratégie, la production est optimisée par la recherche d'une valeur de consigne constante optimale pour chaque journée d'étude.

III.3 – Stratégie de contrôle prédictif

III.3.1 – Sélection d'un algorithme d'optimisation d'un critère de production

L'optimisation, qu'il s'agisse d'une minimisation (*Crit3*) ou d'une maximisation (*Crit1* et *Crit2*), s'effectue par l'utilisation d'un algorithme de minimisation. Cet algorithme peut alors maximiser un critère, en minimisant l'opposé de ce critère. L'objectif est de déterminer quel est l'algorithme qui puisse résoudre les problèmes non-linéaires posés par l'introduction des 3 critères propres à la production de biomasse (41)-(43), parmi les outils disponibles dans l'environnement Matlab. Cet algorithme doit assurer les meilleures capacités de minimisation, tout en ne nécessitant pas des calculs coûteux. Il doit aussi pouvoir être en mesure de résoudre les problèmes posés avec l'ajout de contraintes (contraintes liées à la concentration ou au volume du système). L'étude des capacités de minimisation des algorithmes fournis par Matlab (Annexe 5) a montré que les algorithmes SQP (Sequential Quadratic Programming), GPS (Generalized Pattern Search) et MADS (Mesh Adaptive Direct Search) offrent les meilleures performances, à savoir atteindre les plus hautes valeurs du critère à la fin de l'optimisation, avec un temps de calcul raisonnable. Du fait de son coût calculatoire le plus faible, l'algorithme SQP sera l'outil d'optimisation pour la suite de l'étude, en conditions de souche non photosensible et avec une géométrie « flat panel ». Avec une technologie « raceway » à épaisseur variable, l'algorithme MADS doit être utilisé.

III.3.2 – Réduction du coût calculatoire

III.3.2.1 – Ajustements algorithmiques

Le fonctionnement de chaque algorithme de minimisation peut être ajusté par des options réglables par l'utilisateur. Avec les options par défaut, les algorithmes SQP, GPS et MADS parviennent à atteindre l'optimum global qui a été identifié par balayage sur l'ensemble des commandes possibles. Par ajustement de l'algorithme, le but est de réduire le temps de calcul, tout en maintenant la valeur optimale du critère. L'étude des algorithmes ajustés (Annexe 6) a montré que l'algorithme SQP doit être maintenu avec les options par défaut. Pour les algorithmes GPS et MADS, la mise à l'échelle automatique du maillage doit être désactivée.

III.3.2.2 – Initialisation de la concentration en biomasse

A l'image de la stratégie à dilution constante qui voit son temps total de simulation réduit grâce à un point d'initialisation haut, la stratégie MPC est elle aussi favorable à un tel fonctionnement. En initialisant le système à $2 g_X \cdot L^{-1}$ (Figure 51.b), le profil de concentration à l'équilibre est atteint au bout de seulement 15 heures. Pour cela, la stratégie MPC ajuste la concentration dès la première étape de contrôle pour la rendre proche du profil optimal à $t = 3 h$ (écart avec l'optimum inférieur à $0,1 g_X \cdot L^{-1}$). A l'inverse, une initialisation basse à $0,1 g_X \cdot L^{-1}$ (Figure 51.a) implique une période de montée en concentration en batch (taux de dilution nul) de 36 heures. Le profil de concentration optimal n'est alors atteint qu'en milieu de deuxième journée. A noter que le profil de concentration optimal est indépendant du point d'initialisation : la stratégie MPC n'est donc pas sensible, à terme, à l'état initial du système. Cette conclusion est aussi exacte à propos de la loi de commande à l'équilibre (différences négligeables entre les profils optimaux sur les derniers jours).

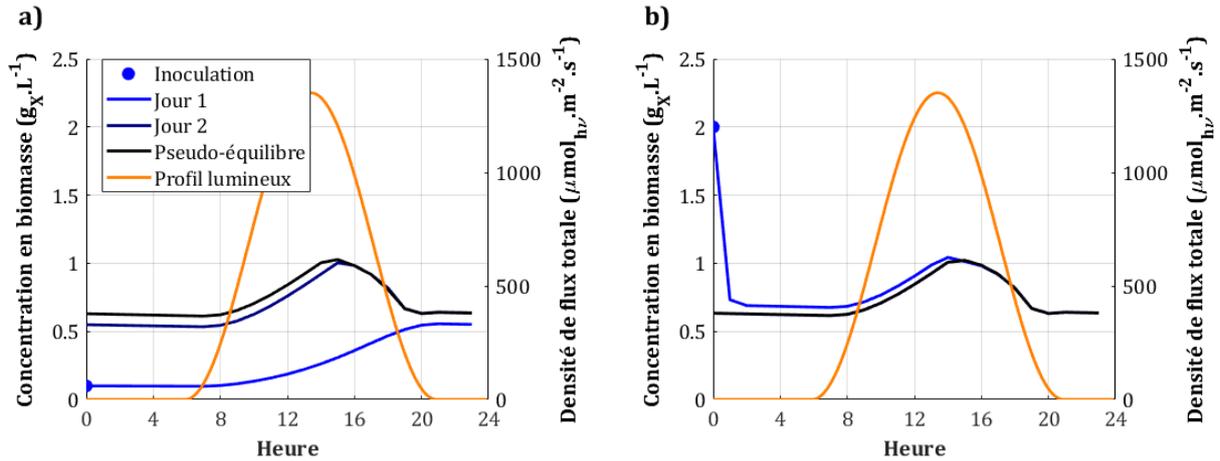


Figure 51. Atteinte du pseudo-équilibre avec la stratégie MPC avec a) initialisation à une valeur basse de concentration, b) initialisation à une valeur haute de concentration

III.3.2.3 – Initialisation de la commande

L'initialisation de la commande peut avoir un effet sur les performances de l'algorithme d'optimisation, mais aussi sur le coût calculatoire. Si le profil de commande était jusqu'ici initialisé au minimum (taux de dilution nuls), il peut aussi être initialisé au maximum (borne haute : $D = 1 \text{ h}^{-1}$). Grâce aux résultats préliminaires, le taux de dilution optimal moyen en période d'ensoleillement se situe autour de $0,1 \text{ h}^{-1}$. Cette valeur peut alors être utilisée en tant que commande initiale en vue de démarrer le processus d'optimisation aux alentours de la commande optimale attendue. Une dernière approche consiste à utiliser le précédent profil de commande optimal pour constituer la commande initiale pour déterminer le profil suivant. Dans ce cas, le profil initial $D_0(t)$ est constitué des valeurs de D_{opt} de $t - 1$ à $t + \tau - 1$. $D_0(t + \tau)$ est alors fixé à 0 h^{-1} . En supposant des prédictions parfaites, il est attendu que l'actualisation de la commande ne modifie pas le profil optimal. Ainsi, une telle initialisation à partir du profil optimal précédent est censée approcher dès les premières itérations d'optimisation le nouveau profil optimal, et donc réduire ce nombre d'itérations. Le but de cette opération est de réduire le temps de calcul. Cela est testé ci-après.

Sur une journée d'été ensoleillé, la commande est très peu affectée par son état initial à la première itération d'optimisation, en excluant l'initialisation à 1 h^{-1} (Figure 52.a). Les profils de concentration optimaux (Figure 52.b) sont au final superposés, ce qui

semble indiquer une relative indépendance de la solution à l'initialisation de la commande.

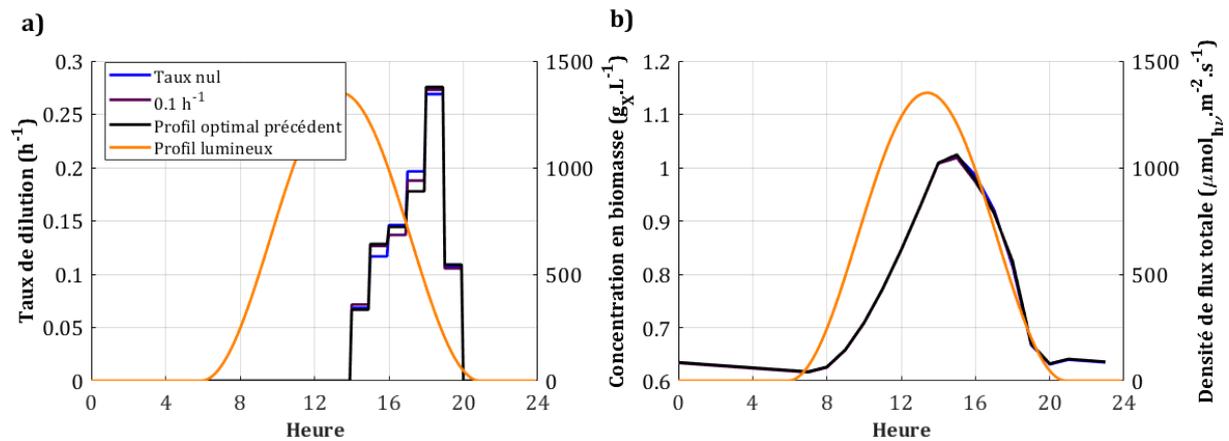


Figure 52. Effet du profil initial de commande sur la stratégie MPC en été ensoleillé :

a) loi de commande, b) concentration en biomasse

Sur l'ensemble des 4 journées d'étude, les profils optimaux sont cependant sensibles à la commande initiale (Tableau XIV). Utiliser le profil optimal de l'étape de contrôle précédente permet d'atteindre les mêmes performances qu'avec l'initialisation à 0 h^{-1} uniquement sur la journée d'été ensoleillé. Sur les autres journées à potentiel lumineux plus faible, la commande moyenne est trop élevée (plus de 0.9 h^{-1}), ce qui provoque un lessivage de la culture (production nulle à l'équilibre). Ce lessivage apparaît également sur tous les scénarios avec une initialisation à 1 h^{-1} : l'optimum n'est pas trouvé au-delà de la commande initiale. Avec une initialisation au taux de dilution globalement attendu ($0,1 \text{ h}^{-1}$), le temps de calcul est légèrement réduit par rapport à une commande initiale nulle. Cette réduction est de l'ordre de 10 % (passage de 35,853 à 32,010 secondes par heure simulée). Cependant, les performances vont être impactées négativement sur la journée au plus faible potentiel lumineux. En hiver nuageux, la productivité passe effectivement de 2,27 à $2,24 \text{ g}_x \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$. Cette différence s'explique par le fait que la commande initiale de $0,1 \text{ h}^{-1}$ a été choisie à partir du profil le plus haut en lumière (été ensoleillé), alors que la commande optimale est environ 4 fois plus faible avec le profil le plus bas en lumière. La commande initiale retenue pour la suite de l'étude est donc 0 h^{-1} .

Tableau XIV. Effet de la commande initiale sur les performances de recherche de l'optimum et le coût calculatoire associé

Commande initiale	Hiver nuageux	Hiver ensoleillé	Été nuageux	Été ensoleillé	Temps de calcul ($s \cdot h_{sim}^{-1}$)
	Dilution moyenne (h^{-1})				
$0 h^{-1}$	0,013	0,018	0,032	0,038	35,853
$0,1 h^{-1}$	0,011	0,018	0,032	0,038	32,010
$1 h^{-1}$	1	1	1	1	2,237
Optimum précédent	0,920	0,929	0,911	0,037	5,315
Productivité ($g_x \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)					
$0 h^{-1}$	2,27	5,75	8,12	17,47	
$0,1 h^{-1}$	2,24	5,75	8,12	17,47	
$1 h^{-1}$	0	0	0	0	
Optimum précédent	0	0	0	17,47	

Les premiers résultats semblent montrer une absence de commande active la nuit, lorsque la photosynthèse n'opère plus. Dans l'objectif de réduire le temps de calcul, une nouvelle opération sur la commande initiale peut être affectée. Cette opération consiste à affecter par défaut une commande nulle lorsque la lumière mesurée est nulle (sans avoir à lancer un processus d'optimisation). Lorsque la lumière mesurée est non-nulle, le profil de commande ne s'applique que sur la période d'ensoleillement du scénario, ce qui réduit le nombre de commandes à optimiser. Avec cette méthode, le temps de calcul est réduit de 35,853 à 7,650 secondes de calcul par heure simulée, sans affecter le profil de commande et les performances optimales à l'équilibre. Cette méthode focalisant la commande sur la période seule d'ensoleillement est donc retenue pour l'application de la stratégie MPC. Ces simulations d'une optimisation du critère pendant l'ensoleillement et pendant 24 heures ont également montré que l'algorithme de minimisation est très robuste dans les conditions appliquées (profil quotidien idéal répété, 24 heures de prédiction). En effet, la productivité reste à 17,47 $g_x \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$ pour l'été ensoleillé, que l'algorithme travaille avec 24 variables à manipuler (une commande par heure sur 24 heures) ou avec 15 variables (une commande par heure pendant l'ensoleillement). Avec un passage à 30 variables (48 heures de prédiction et commande uniquement pendant l'ensoleillement), les pertes liées à l'algorithme de minimisation restent négligeables (pertes de 0,01 $g_x \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$).

III.3.3 – Influence des horizons temporels de la stratégie MPC

Les horizons propres à la stratégie MPC (horizon de prédiction, période de contrôle et période de commande) sont des facteurs d'influence sur les performances de la stratégie MPC, tant sur l'optimisation de la production (Figure 53.a) que sur le coût calculatoire (Figure 53.b). Un horizon de contrôle (soit la durée entre chaque calcul du profil optimal de commande) de 4 heures produit sensiblement les mêmes performances moyennes qu'avec un horizon de 1 heure. L'observation est identique pour l'horizon de commande, qui correspond à la discrétisation du profil de commande (soit la durée pendant laquelle la commande reste constante). En conclusion, avec des outils de prédiction et de mesure parfaits, les horizons (ou périodes) de commande et de contrôle peuvent être fixés à 4 heures. La cause en tient à la croissance spécifique des microalgues, dont la relative faible cinétique n'induit pas de variations fortes sur les temps courts. Procéder ainsi permettrait de réduire drastiquement le temps de calcul, d'un facteur 200 environ. Cet horizon de contrôle de 4 heures n'est pourtant pas retenu, puisqu'il repose sur des outils idéaux. Avec l'optique d'une implémentation pratique de la stratégie prédictive, les outils de prédiction étant imparfaits, le contrôle devra être maintenu toutes les heures pour corriger les écarts entre la prédiction du modèle et la valeur réellement mesurée.

En réduisant le nombre de contrôles à 2 par jour (période de 12 heures), les performances optimales ne sont plus assurées (21,0 % de réduction par rapport à un contrôle horaire). Il en est de même pour le nombre de commandes par jour, toutefois dans une moindre mesure (production diminuée de 15,8 % avec une variation de commande toutes les 12 heures). Ces pertes ont essentiellement été observées sur les journées d'hiver, celles dont la nuit est supérieure à 12 heures. A noter qu'avec une commande constante sur 24 heures et un contrôle actualisé quotidiennement, la production sur l'été ensoleillé est de $16,66 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$, ce qui est sensiblement identique à l'optimum identifié en boucle ouverte avec une commande constante (Tableau XII). Cette observation prouve que la production obtenue par identification d'un maximum à partir d'un set de 100 commandes différentes correspond effectivement à une performance optimale.

Concernant l'horizon de prédiction, celui-ci ne peut être réduit au risque de dégrader fortement les performances de production. Un horizon de prédiction trop court (en-dessous de 12 heures) peut par exemple amener à des productions moyennes (sur les 4 journées typiques) inférieures à $2 \text{ g}_X \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$. A noter que dans cette étude appliquée à des profils répétés sur 24 heures, augmenter l'horizon de prédiction au-delà de 24 heures n'a pas d'effet sur les performances. L'horizon de prédiction sera donc maintenu à cet optimum pour tous les scénarios dont le motif lumineux de répétition sera de 24 heures. A 12 heures de prédiction, les baisses de performances sont notamment dues à un lessivage de la culture pour les journées d'hiver. En effet, si l'horizon de prédiction est inférieur à la durée de la nuit (14 heures sur les journées d'hiver simulées), la montée en lumière à venir au lendemain n'est pas détectée. Ainsi, la stratégie de contrôle ne propose pas de commande qui permet de maintenir une concentration non nulle pour la journée suivante : un taux de dilution très grand est appliqué conduisant au lessivage du PBR.

Face à des profils de lumière circadiens, la décision est importante sur 24 heures en raison de l'absence de régulation la nuit. Une régulation pourrait être considérée, telle que la concentration en biomasse doive être maintenue la nuit au-delà d'un seuil. Cette approche n'a cependant pas été considérée, puisqu'elle conduit à une dégradation de l'optimum de production. En effet, le profil optimal quotidien dépend de la concentration en biomasse en début de journée, et donc de la valeur seuil appliquée la nuit précédente.

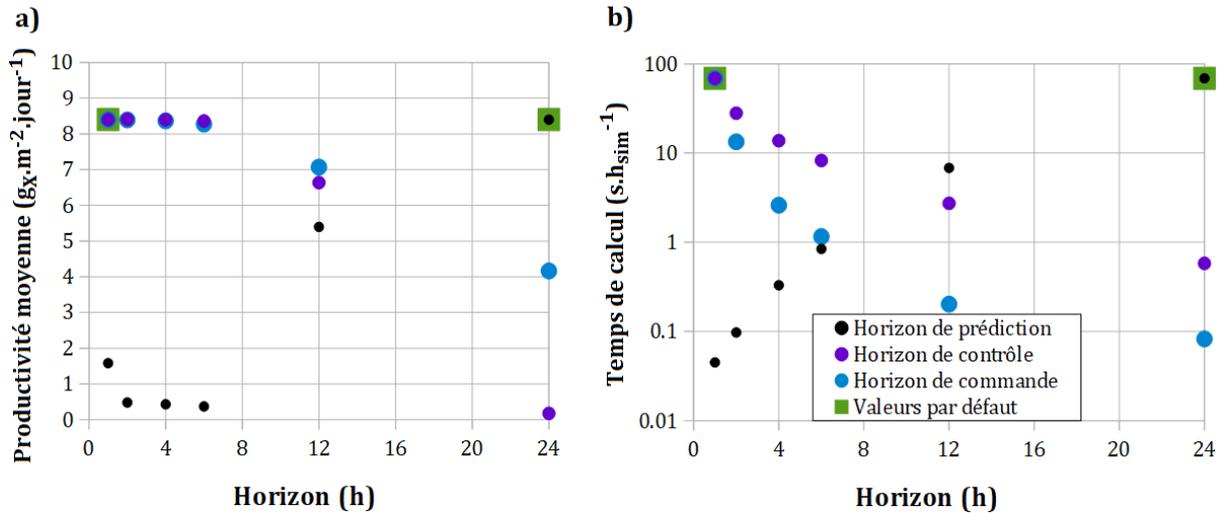


Figure 53. Effets des horizons propres à la stratégie MPC sur
a) l'optimum de productivité, b) le coût calculatoire

En conditions réelles, le système peut souffrir de perturbations extérieures mais aussi diverger de son état prédit par les modèles. Le retour d'état du système par une série de mesures en ligne permet de maintenir au mieux le système dans un état optimal. L'actualisation de la commande optimale par la stratégie MPC, doit donc être fréquente. Malgré les coûts calculatoires induits, la période de discrétisation de la commande et la période de contrôle (soit le recalcul de la commande) sont donc fixées toutes deux à 1 heure. Pour des raisons identiques de productivités maximales, l'horizon de prédiction est maintenu à 24 heures pour la suite de l'étude portant sur la répétition des 4 journées typiques. Ceci permet de garantir, en conditions d'implémentation, un procédé suffisamment robuste (grâce à un contrôle régulier) et performant (grâce à une anticipation lointaine des commandes à appliquer). Le coût calculatoire moyen est donc de 69 secondes par heure d'ensoleillement simulée. Cela signifie qu'à partir de chaque acquisition des mesures, une latence d'au moins une minute est nécessaire avant que l'algorithme ne puisse envoyer une commande optimale. L'effet de cette latence peut être considéré négligeable, au vu de la cinétique des microalgues et de la période de commande (1 heure).

III.3.4 – Influence des critères d’optimisation

L’optimisation de la productivité par la stratégie MPC peut s’appliquer à 3 critères différents (II.2.4) : *Crit1* : la biomasse produite en sortie du photobioréacteur à maximiser ; *Crit2* la vitesse de croissance volumique $\langle r_X \rangle$ à maximiser ; *Crit3* la captation lumineuse à maximiser (ce qui revient à une minimisation de l’écart avec le régime lumineux équivalent à $\gamma = 1$). Avec un horizon de prédiction τ de 24 heures et une actualisation horaire du profil optimal de commande, l’objectif est ici d’identifier le seul critère qui sera retenu pour la stratégie prédictive.

L’application de *Crit1* avec $\tau = 24 h$ montre, avec un exemple du 2^{ème} au 4^{ème} jour simulé (Figure 54), une forte variation de la concentration autour d’un profil à l’équilibre. Ceci correspond à une très faible robustesse dans le maintien d’un état optimal. Pour parvenir à améliorer cette robustesse, l’horizon de prédiction doit être fortement augmenté. Avec $\tau = 7$ jours, les profils de concentration quotidien sont certes plus proches au jour le jour, mais l’équilibre n’est toujours pas de bonne qualité. A ce stade, le coût calculatoire est déjà trop élevé (45 minutes de calcul pour la sortie d’un profil optimal par l’algorithme).

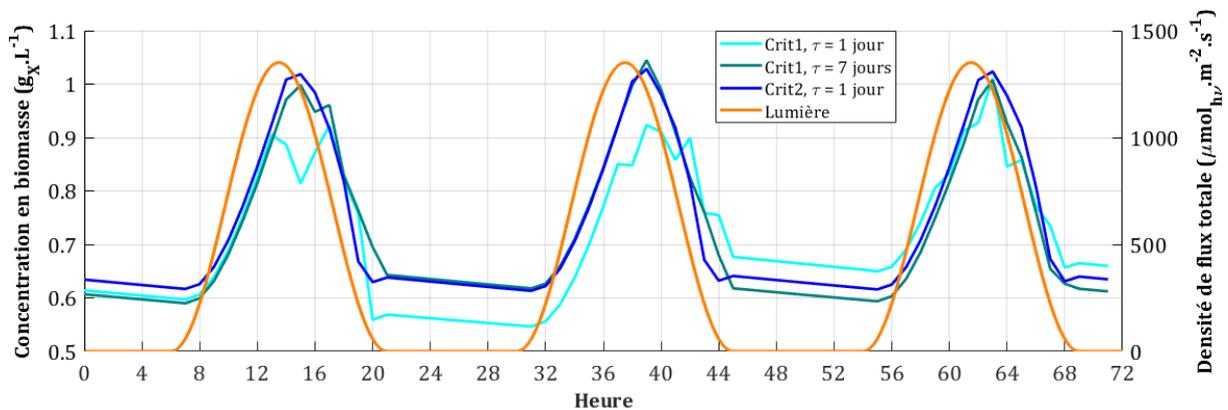


Figure 54. Illustration à long terme de la robustesse du profil de concentration en biomasse avec l’application de *Crit2* (2^{ème} au 4^{ème} jour)

Toutefois, il s'avère que cet équilibre se rapproche fortement de celui associé à l'optimisation de *Crit2*. L'explication en tient au fait qu'à l'équilibre (concentration identique entre le début et la fin du scénario), le terme de productivité englobe la biomasse récoltée en sortie, mais aussi la croissance interne :

$$\int_0^{\tau_{ss}} \langle r_X \rangle(t) \cdot dt = \int_0^{\tau_{ss}} D(t) \cdot X(t) \cdot dt \quad (47)$$

Il est donc attendu qu'un critère *Crit1* optimisé soit de même valeur qu'un critère *Crit2* optimisé dans les mêmes conditions. La différence de robustesse à l'équilibre de ces critères face à l'optimisation par stratégie MPC s'explique par la sensibilité de ceux-ci à la commande. En effet, *Crit1* dépend directement de la dilution (41) donc de la variable manipulée par l'algorithme, tandis que *Crit2* n'est qu'un effet indirect de la variation de la dilution (42). Pour des raisons de robustesse et de coût calculatoire, *Crit2* est donc finalement préféré à *Crit1* pour optimiser la productivité en dynamique.

A l'image du critère de croissance *Crit2*, le critère de captation lumineuse *Crit3* parvient à atteindre un équilibre avec $\tau = 1$ jour. Cet équilibre est représenté en Figure 55. Le profil de commande associé à l'optimisation de *Crit2* consiste à renouveler le milieu plus tardivement que dans le cas de *Crit3* (début de dilution à 14h au lieu de midi). De plus, la dilution s'étend sur une plage de valeurs plus étendue (pics à $0,27 \text{ h}^{-1}$ avec *Crit2* et $0,20 \text{ h}^{-1}$ avec *Crit3*). Concernant la concentration en biomasse, celle-ci semble suivre une courbe en cloche pour les deux critères. Avec *Crit3*, le profil est en particulier proche de la courbe sinusoïdale de lumière. De 13h00 à 18h00, le profil est superposé avec celui de la concentration optimale correspondant à la condition luminostatique. Cela signifie que pendant un tiers de l'ensoleillement, l'optimisation de *Crit3* avec glissement de l'horizon parvient à atteindre parfaitement la condition recherchée de captation lumineuse idéale. Pendant l'ensoleillement, cette condition correspond également à une productivité maximale. Pourtant, ce profil optimal n'est pas suivi dans le cas de l'optimisation de *Crit2*. En effet, le profil de courbe en cloche est ici décalé à droite du zénith, avec un pic à $1,03 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ atteint à 15h00. De plus, au début de l'ensoleillement à 6h00, la concentration en biomasse est plus faible, d'environ 13 %.

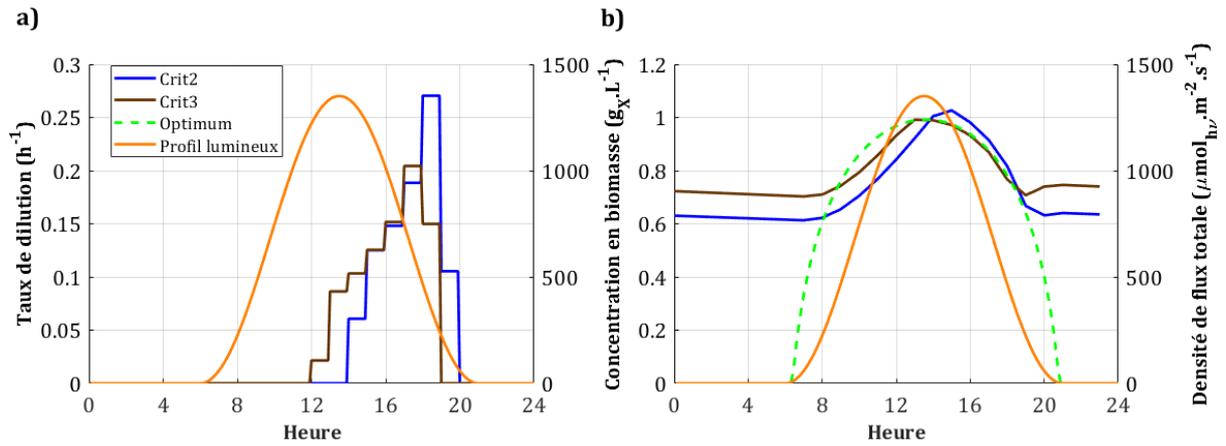


Figure 55. Stratégies MPC appliquées en été ensoleillé :
 a) loi de commande, b) concentration en biomasse

La représentation des critères à chaque pas de temps de 1 heure montre une seconde fois l'efficacité à parfaitement atteindre pendant quelque temps la condition luminostatique idéale avec une stratégie MPC optimisant le critère *Crit3* (écart nul avec $\gamma = 1$, Figure 56.c). Concernant l'effet du critère sur la croissance (Figure 56.c), la différence est imperceptible.

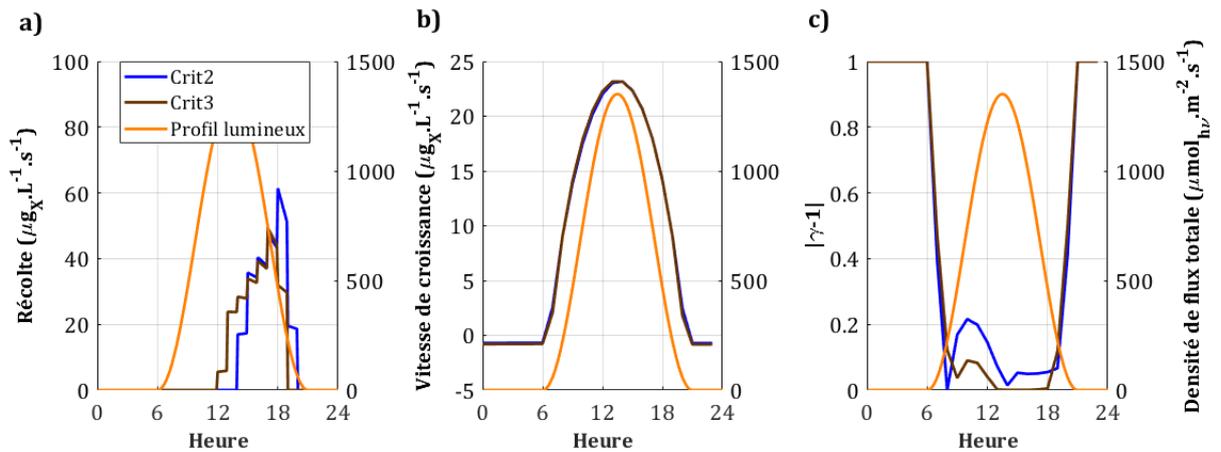


Figure 56. Stratégies MPC appliquées en été ensoleillé :
 a) biomasse récoltée, b) vitesse de croissance, c) captation lumineuse

La synthèse des performances de la stratégie avec chacun des deux critères (Tableau XV) permet de sélectionner le critère le plus pertinent à la problématique d'optimisation. De par son objectif de maximisation de la vitesse de croissance sur 24 heures, c'est de façon logique le critère *Crit2* qui propose systématiquement la plus

haute productivité surfacique. Le gain, par rapport aux performances de *Crit3* est cependant relatif (augmentation moyenne de la productivité sur les 4 journées typiques : 1,0 %).

Cette observation semble de prime abord contre-intuitive en raison du maintien efficace de l'optimum (croissance ou captation lumineuse) pendant plusieurs heures avec le critère *Crit3*, phénomène non observé avec *Crit2*. Les performances de productivité améliorées avec *Crit2* trouvent leur cause dans la concentration en biomasse, qui est réduite la nuit (Figure 55.b). En effet, avec une dilution en moyenne plus élevée de $0,002 \text{ h}^{-1}$ et un pic de dilution plus tardif, la concentration est plus faible au coucher du Soleil. Le principe d'optimisation de la captation lumineuse ne pouvant être opéré que sur la partie ensoleillée de la journée, *Crit3* ne prend pas en considération les pertes de biomasse nocturnes, pertes évoquées en III.1.3. Sur un exemple de journée d'été ensoleillé, le déficit nocturne est réduit de $0,37 \text{ g}_X \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$ par un passage de *Crit3* à *Crit2*, en sachant que la productivité sur la partie seulement ensoleillée était plus élevée de $0,05 \text{ g}_X \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$ avec *Crit3*.

Tableau XV. Sélection du critère pour la stratégie MPC

	Critère	Hiver nuageux	Hiver ensoleillé	Été nuageux	Été ensoleillé
Dilution moyenne (h^{-1})	<i>Crit2</i>	0,014	0,018	0,032	0,037
	<i>Crit3</i>	0,011	0,016	0,029	0,035
Productivité surfacique ($g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)	<i>Crit2</i>	2,27	5,75	8,12	17,47
	<i>Crit3</i>	2,18	5,66	8,04	17,38
$ \gamma - 1 $ (sur τ_{day})	<i>Crit2</i>	0,142	0,124	0,142	0,125
	<i>Crit3</i>	0,116	0,101	0,119	0,105
Pertes nocturnes de biomasse ($g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)	<i>Crit2</i>	0,32	0,65	0,33	0,63
	<i>Crit3</i>	0,47	0,71	0,41	1,00

La stratégie MPC avec le critère de croissance *Crit2* a aussi été testée pour d'autres technologies que le photobioréacteur plan de 2,3 cm d'épaisseur (Annexe 8), afin d'évaluer la généricité de ses performances. En considérant une technologie à volume variable (telle qu'un raceway), la possibilité de manipuler indépendamment le flux de

soutirage et le flux d'alimentation n'apporte pas d'amélioration dans les performances de productivité. Une légère perte est même observée, que l'on peut imputer à l'algorithme de minimisation qui doit gérer deux variables manipulées discrétisées (liées au soutirage et à l'alimentation) plutôt qu'une seule (liée à la dilution).

Conclusions sur la stratégie prédictive sélectionnée

Au final, la stratégie MPC est efficace pour proposer une loi optimale qui augmente les performances par rapport à un optimum identifié sur une stratégie en boucle ouverte. A titre d'exemple avec la stratégie semi-continue sur un été ensoleillé, la productivité surfacique est augmentée de 3,9 % avec l'optimisation de *Crit2* sur un horizon glissant (productivité maximale en boucle ouverte : $17,28 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$). L'optimisation de la captation lumineuse est plus efficace puisque la minimisation de *Crit3* permet de réduire l'écart moyen entre γ et 1 de 25,5 % (écart minimal en boucle ouverte : 0,141). Toutefois, l'objectif du procédé est de maximiser la productivité sur le long terme, en considérant l'influence du jour et de la nuit sur la croissance. Pour des raisons de performances de productivité mais aussi de coût calculatoire, le critère retenu pour la stratégie MPC est donc *Crit2* (maximisation de la vitesse de croissance). Les horizons de contrôle et prédiction associés à l'optimisation de ce critère sont respectivement de 1 heure et 24 heures.

III.4 – Etude comparative des dynamiques et performances des stratégies de contrôle

III.4.1 – Conditions théoriques de non-photosensibilité

III.4.1.1 – Influence des stratégies sur le comportement en dynamique

Au total, quatre stratégies de contrôle ont été retenues pour l'étude comparative en conditions idéales. Les trois stratégies non-prédictives sont : un mode de dilution constante (III.1.2), un mode semi-continu avec une dilution de 17h00 à 18h00 (III.1.3) et un mode turbidostatique (III.2.2.2). La stratégie prédictive est la stratégie optimale, basée sur un MPC (III.3.4). Pour les quatre profils lumineux d'étude, les trois stratégies

non-prédictives sont ajustées de telle sorte à produire la plus haute productivité à l'équilibre.

Les profils obtenus des commandes et concentrations en biomasse, synthétisées pour ces stratégies en Figure 57, sont très diverses, selon l'approche adoptée. La stratégie turbidostatique, nécessite de renouveler le milieu sur une durée plus longue que la stratégie optimale (Figure 57.a). Ceci montre que garantir la robustesse du procédé implique un contrôle plus prolongé que dans la recherche d'une production maximale. Le pic de dilution de la stratégie semi-continue (optimum défini pour Nantes, III.1.3) apparaît au centre de l'intervalle de commande de la stratégie MPC. Cette observation semble confirmer le choix pertinent de définir des dilutions courtes (en boucle ouverte) l'après-midi et non le matin. Au niveau de la concentration en biomasse (Figure 57.b), la stratégie turbidostatique est sans surprise celle qui va proposer la plus faible variation (autour de $0,1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$). A l'inverse, c'est la stratégie semi-continue, opérant la dilution la plus courte et la plus forte, qui provoque la plus haute variation (environ $1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$). Malgré cette forte variation, le profil de concentration est superposé avec celui de la stratégie optimale, de 20h00 jusqu'à 14h00 le lendemain (durée équivalente à $\frac{3}{4}$ d'une journée). Cette stratégie semi-continue en boucle ouverte semble donc s'inscrire comme stratégie sous-optimale.

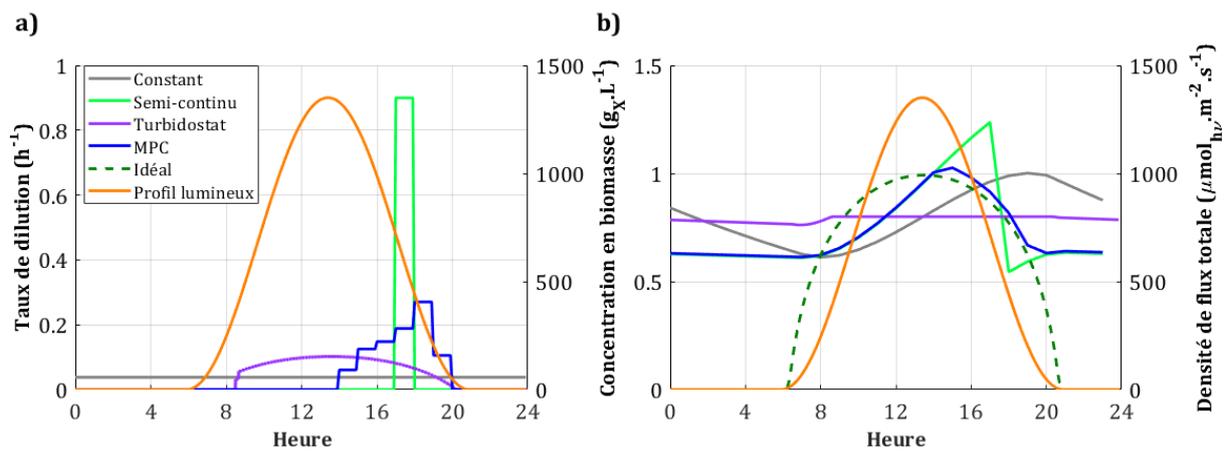


Figure 57. Stratégies pré-validées en été ensoleillé : a) loi de commande, b) concentration en biomasse

III.4.1.2 – Influence des stratégies sur la lumière au sein du milieu

Au niveau de la caractérisation par $\langle A \rangle$ de la lumière absorbée (Figure 58.a), les stratégies de dilution constante et turbidostatique sont potentiellement les plus à même de créer du stress cellulaire. En effet, la lumière absorbée est supérieure de $10 \text{ mmol}_{h\nu} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$ au zénith, par comparaison aux autres stratégies. Concernant le régime lumineux (Figure 58.b), toutes les stratégies amènent à une sous-exploitation de la lumière à un ou plusieurs moments de la journée ($\gamma > 1$). Ceci se produit majoritairement le matin pour la stratégie constante et la stratégie MPC, majoritairement au zénith pour la stratégie turbidostatique, et le matin et le soir pour la stratégie semi-continue. A noter qu’une situation de sous-exploitation matinale de la lumière a également été observée dans la littérature avec une optimisation de production de biomasse dans des raceways par une stratégie MPC similaire, avec toutefois des valeurs dépassant temporairement $\gamma = 3$ [132].

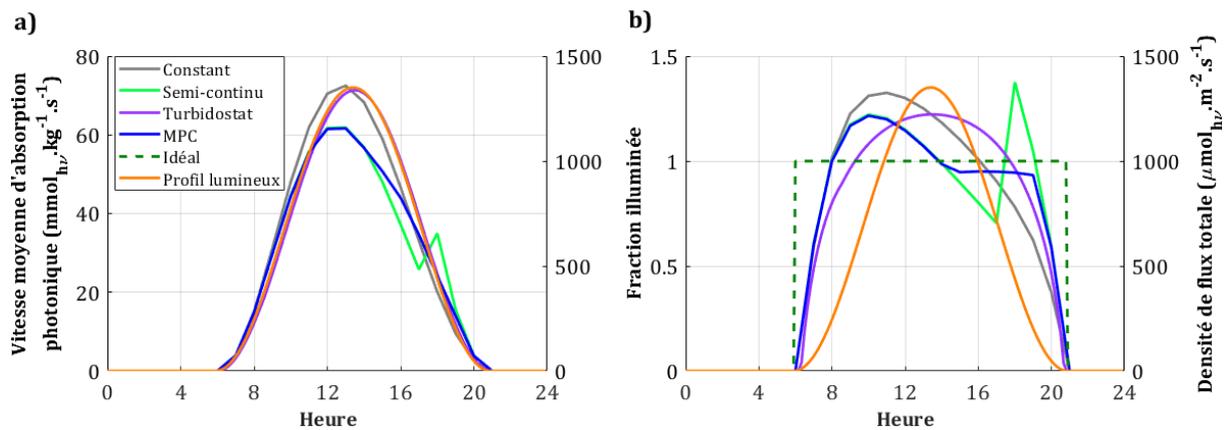


Figure 58. Stratégies pré-validées en été ensoleillé : a) lumière absorbée, b) régime lumineux

III.4.1.3 – Performances de production

En synthétisant l’ensemble des sets d’ajustement testés (Figure 59), il apparaît qu’au final, les quatre optima sont situés dans la même zone (quantité de milieu renouvelé, productivité associée), pour un scénario lumineux donné. Ainsi, que ce soit par une simplification du problème d’optimisation dynamique, par transformation du problème d’optimisation en problème de régulation avec consigne sur la concentration en

biomasse, ou par optimisation dynamique sur la base d'un critère de la vitesse de croissance prédite, l'optimum de productivité est globalement atteint indépendamment du scénario de lumière, si son profil est parfaitement connu.

La marge de manœuvre pour atteindre un optimum de productivité reste faible, si l'on envisage un changement dans l'approche du contrôle du renouvellement du milieu. En effet, une fois que la quantité de milieu à renouveler optimale est identifiée, l'approche adoptée (dilution courte, prédiction, turbidostat, ...) n'a qu'une incidence faible sur la performance de production. En conclusion, la production de biomasse dépendra bien plus de l'ajustement de la stratégie plutôt que de la stratégie elle-même. Un effort d'ajustement des stratégies est donc nécessaire pour chaque changement de conditions lumineuses.

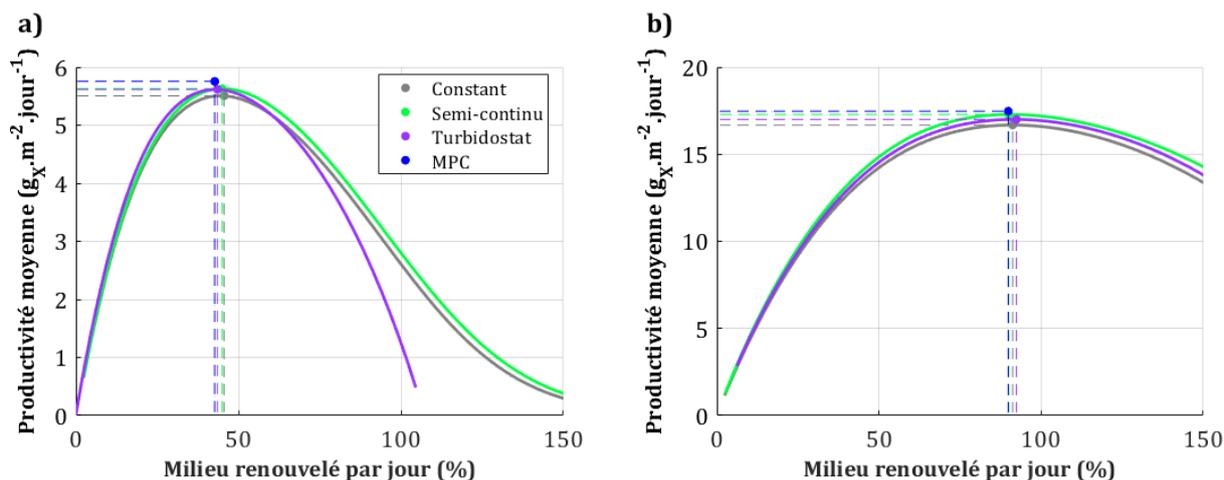


Figure 59. Processus de pré-validation des stratégies : a) hiver ensoleillé, b) été ensoleillé

La synthèse des performances des stratégies sur les 4 journées typiques (Tableau XVI) montre à nouveau le lien fort entre la quantité de milieu renouvelé (proportionnel au taux de dilution moyen) et le scénario lumineux. Les différentes approches de contrôle amènent à des profils de taux de dilution très proches, voire identiques, selon la journée typique. Les performances de productivité d'une stratégie par rapport aux autres sont indépendantes du scénario lumineux : la stratégie la plus performante est sans surprise la stratégie optimale, suivie de la stratégie semi-continue. Cette observation confirme le fait que malgré une approche avec un profil simple de dilution et indépendant du cycle jour/nuit, celle-ci peut être considérée comme une stratégie sous-optimale. A titre

d'exemple sur la journée d'été ensoleillé, cette sous-optimalité provoque une baisse de la productivité de seulement 1,1 % par rapport à la solution optimale. La stratégie turbidostatique (consigne constante à $0,80 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$) arrive en 3^{ème} position, ce qui montre qu'une approche robuste par contrôle en boucle fermée limite au final les performances. La stratégie de dilution constante, qui transpose à l'échelle solaire une approche optimale de contrôle en lumière constante, produit les moins bons résultats. Malgré cela, cette stratégie parvient à proposer une productivité équivalente à 95,5 % de celle de la stratégie optimale si l'optimum est parfaitement identifié.

La productivité maximale théorique, correspondant à la productivité obtenue avec une concentration qui suivrait parfaitement le profil optimal tel que $\gamma = 1$ (Figure 57.b), sans décroissance la nuit, peut être connue. Face à la vitesse de variation des conditions lumineuses en solaire, la cinétique limitée des microalgues empêche d'atteindre ce maximum théorique (III.2.2.1). Sur la journée à plus faible potentiel lumineux (hiver nuageux), les stratégies ne peuvent atteindre en moyenne que 80 % de ce maximum. Avec un haut potentiel lumineux (été ensoleillé), la stratégie optimale parvient à atteindre 95,8 % de ce maximum. Une approche de contrôle actualisé toutes les heures sur la base de modèles prédisant parfaitement le comportement sur le long terme peut donc être considéré comme la meilleure approche possible, telle qu'elle permet d'atteindre avec un faible écart la production maximale théorique.

Tableau XVI. Performances de pré-validation des stratégies retenues

	Stratégie	Hiver nuageux	Hiver ensoleillé	Été nuageux	Été ensoleillé
Dilution moyenne (h^{-1})	Constant	0,015	0,019	0,032	0,038
	Semi-continu	0,016			
	Turbidostat	0,013	0,018		0,037
	MPC	0,014			
Productivité surfacique ($\text{g}_X \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$)	Constant	2,17	5,51	7,73	16,68
	Semi-continu	2,23	5,63	8,06	17,28
	Turbidostat	2,21	5,61	7,88	17,00
	MPC	2,27	5,75	8,12	17,47
Productivité maximale théorique ($\text{g}_X \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$)		2,76	6,62	8,59	18,25

Face à une stratégie de dilution constante à taux optimisé, la stratégie MPC ne se distingue que peu en termes de performances (moins de 5 % de gains de productivité). Le passage d'une solution sous-optimale (stratégie simple à taux optimisé) à une solution optimale ne provoque effectivement pas de gains de production réellement remarquables (exemple de gain en tubulaire : 9,3 % [134], en raceway à épaisseur constante : 7 % [169], 5,6 % [170]). A noter que les gains varient parmi les articles, notamment en fonction des stratégies de référence, des profils de lumière ou des modèles de productivité utilisés.

Après ajout de 6 modèles de croissance au modèle global, la dynamique du comportement de la stratégie optimale et les gains de productivité par rapport à une stratégie constante à taux optimisé ont été à nouveau évalués (Annexe 6). La nature de la commande (dilution focalisée dans l'après-midi) n'est pas influencée par la nature du modèle (formulation de termes de photo-inhibition ou non). Ce comportement semble donc correspondre au profil optimal attendu pour l'ensemble des microalgues en conditions solaires. Cette commande optimale variable n'amène cependant pas à un changement important de la quantité totale de milieu renouvelé, par rapport à l'optimum constant (gains moyens de 7 %).

En conditions réelles cependant, l'optimum d'une stratégie non-prédictive ne peut être assuré, puisque la lumière n'est pas utilisée par la stratégie, ni par retour d'état ni par prédiction. Dans ces conditions, la stratégie optimale est réellement intéressante, puisque les gains peuvent être doublés par rapport à une stratégie de dilution constante à taux non optimisé [133]. Une phase de validation des stratégies sera opérée sur scénario réel, pour rendre compte des performances attendues avec une lumière effectivement non connue par les stratégies non-prédictives.

III.4.2 – Etude de la photosensibilité de la souche

III.4.2.1 – Influence des seuils de photosensibilité

Les souches microalgales sont sensibles aux hautes lumières, ce qui provoque une diminution de la cinétique de croissance dans les conditions solaires simulées (où q_0 peut dépasser $1000 \text{ mol}_{hv} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$). L'ajout de la pénalité dans le modèle (II.1.4) permet de prendre en compte cette diminution. Trois seuils de photosensibilité ont été considérés : $\langle A \rangle_{stress} = 50 \text{ mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$ (photosensibilité faible, appliqué pour *Chlorella vulgaris* d'après observations expérimentales [160]), et deux seuils arbitraires : $\langle A \rangle_{stress} = 30 \text{ mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$ (photosensibilité moyenne) et $\langle A \rangle_{stress} = 10 \text{ mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$ (photosensibilité forte). Dans chacun des cas, $\langle A \rangle_{crit}$ est supérieur que $\langle A \rangle_{stress}$ de $10 \text{ mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$.

L'application de la pénalité de type logarithmique sur le modèle de croissance (Figure 60.a) ne produit pas de perte notable de la cinétique par rapport au modèle de base (souche théoriquement non photosensible) à $5 \text{ mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$ au-dessus de $\langle A \rangle_{stress}$ (Figure 60.b). La limite de $\langle A \rangle_{crit}$ est donc retenue pour caractériser le stress subi par les microalgues, seuil au-delà duquel une dérive de la culture peut survenir (croissance nulle).

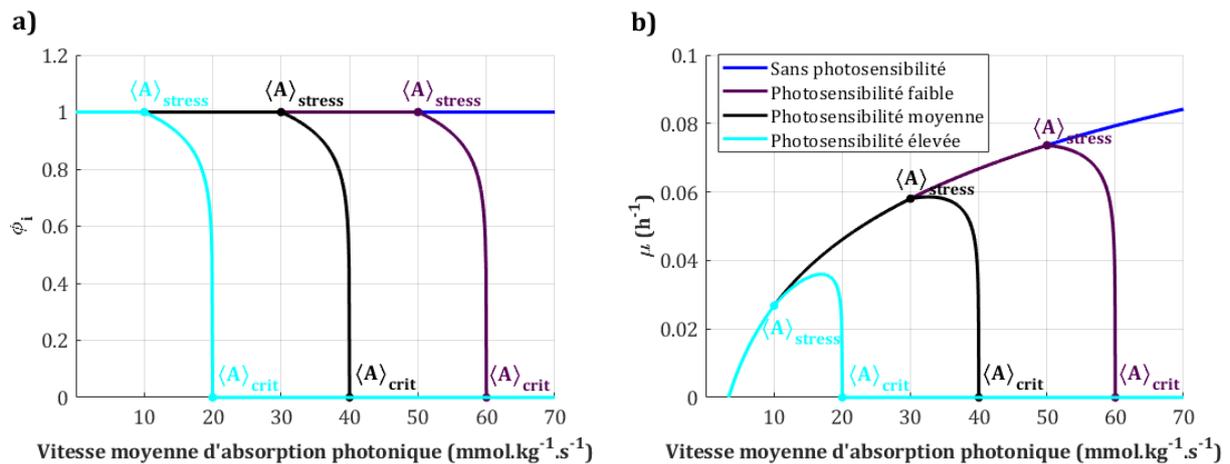


Figure 60. Modélisation de la photosensibilité des souches :

a) pénalités appliquées, b) effet sur la croissance (concentration de $1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$)

Cette méthode est préférée à l'application d'une contrainte sur la lumière absorbée pour trois raisons. Premièrement, le dépassement probable de la contrainte associée à la lumière absorbée doit pouvoir se répercuter sur la croissance. Considérer une croissance nulle dès que la contrainte n'est pas respectée reviendrait à apporter une discontinuité forte dans le modèle cinétique. Deuxièmement, les algorithmes d'optimisation fournis ne sont en mesure de proposer des performances satisfaisantes que lorsqu'ils ne sont soumis qu'à un seul type de contrainte. Avec une contrainte de rebouclage de la concentration ou de variation de l'épaisseur de culture dans une plage bornée, l'optimisation d'une culture avec souche photosensible ne pourrait produire les performances attendues avec une seconde contrainte focalisée sur la lumière absorbée. Troisièmement, inclure une perte de croissance dans le modèle permet d'introduire la notion de stress lumineux, notion qui peut ensuite servir de référence pour caractériser la robustesse biologique de la culture.

Sur les conditions solaires simulées de 2015 avec une opération de dilution constante, l'ajout de la pénalité associée à la photosensibilité produit un lessivage lorsque le printemps arrive après une centaine de jours (Figure 61.a). Ce lessivage permet de retranscrire les pertes de culture que l'on peut expérimentalement observer si la concentration en biomasse n'est pas assez élevée lors de l'arrivée des journées à forte luminosité. Ajouter cette pénalité permet également d'éviter un artefact de reprise de la culture après un lessivage complet du PBR (Figure 61.b). En pratique, une culture dont la concentration devient proche de 0 ne peut pas repartir sans une nouvelle inoculation au-delà d'une concentration minimale pour assurer à nouveau la croissance.

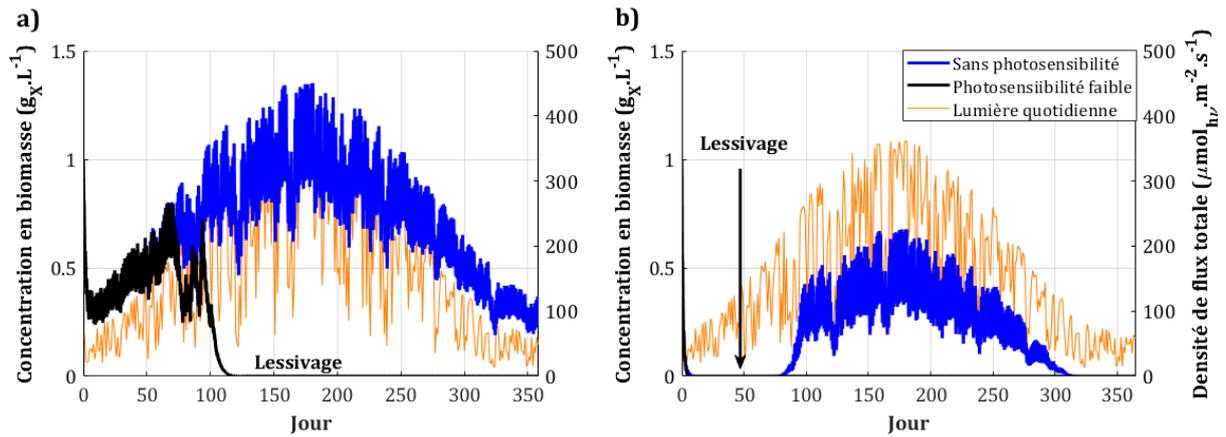


Figure 61. Effet de la photosensibilité sur la concentration en biomasse (année 2015) :
a) dilution constante à 0.02 h^{-1} , b) dilution constante à 0.06 h^{-1}

III.4.2.2 – Influence des seuils de concentration

L'ajout de la notion de photosensibilité introduit une nouvelle limite de concentration en biomasse. La limite maximale de la concentration correspond à la valeur atteignable en mode batch. Cette limite est par exemple de $1,46 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ pour un mode batch appliqué en hiver ensoleillé, et de $2,17 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ en été ensoleillé. La nouvelle limite, minimale, est telle qu'elle permet d'éviter tout stress lumineux : pour une lumière donnée, la concentration limite est telle que $\langle A \rangle = \langle A \rangle_{stress}$. Cette concentration limite augmente avec la lumière reçue et avec la diminution du seuil de photosensibilité (Figure 62.a). Cette limite peut, dans certaines conditions, dépasser la concentration correspondant à la condition $\gamma = 1$ (par exemple à $1070 \text{ } \mu\text{mol}_{h\nu} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ pour une souche peu photosensible). Cela signifie que la condition de luminostat idéal peut correspondre en réalité à une absorption de lumière trop élevée à l'échelle du volume.

A noter que dans le cas d'une souche fortement photosensible ($\langle A \rangle_{stress} = 10 \text{ mmol}_{h\nu} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$), la production en conditions solaires peut ne pas être envisagée. En effet, la concentration seuil pour éviter le stress lumineux dépasse la concentration optimale ($\gamma = 1$) pour des flux supérieurs à $q_{0,stress} = 120 \text{ } \mu\text{mol}_{h\nu} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$ ($X = 0,48 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$). De plus, au-delà de $q_{0,stress} = 480 \text{ } \mu\text{mol}_{h\nu} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$, cette concentration seuil est supérieure au maximum théorique en batch esouslumière constante ($X = 2.04 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$). Pour produire de la biomasse, les souches fortement photosensibles doivent donc nécessairement être cultivées en conditions de lumière artificielles avec une densité de

flux inférieure à $500 \mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$. Si un optimum de production est recherché, cette lumière artificielle doit être maintenue à $120 \mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$. Les souches fortement photosensibles ne pouvant être cultivées en solaire sans un outil de réduction de la lumière incidente, celles-ci n'ont pas été considérées dans la suite de l'étude pour la mise en place du modèle générique de contrôle.

L'étude du seuil de photosensibilité $\langle A \rangle_{stress}$ sur le seuil de concentration minimal nécessaire au maintien de la robustesse biologique (Figure 62.b) indique que seule une journée d'hier ensoleillée (lumière au zénith : $150 \mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$) permet d'éviter tout stress lumineux avec une souche fortement photosensible. En effet, il s'agit du seul scénario où la concentration maximale en mode batch reste supérieure au seuil minimal pour éviter tout stress lumineux : un mode de production de biomasse (constant ou optimal) peut être alors envisagé avec la culture d'une telle souche. Pour une journée contenant 3 fois plus de lumière (été nuageux), la concentration maximale en batch est de $1,19 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$, ce qui signifie qu'une production de biomasse par dilution du PBR n'est possible que pour des souches dont le seuil de photosensibilité est supérieur à $16 \text{ mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$. Pour le scénario le plus lumineux (été ensoleillé), ce seuil de photosensibilité doit être supérieur à $27 \text{ mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$ (concentration correspondante : $2,17 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$).

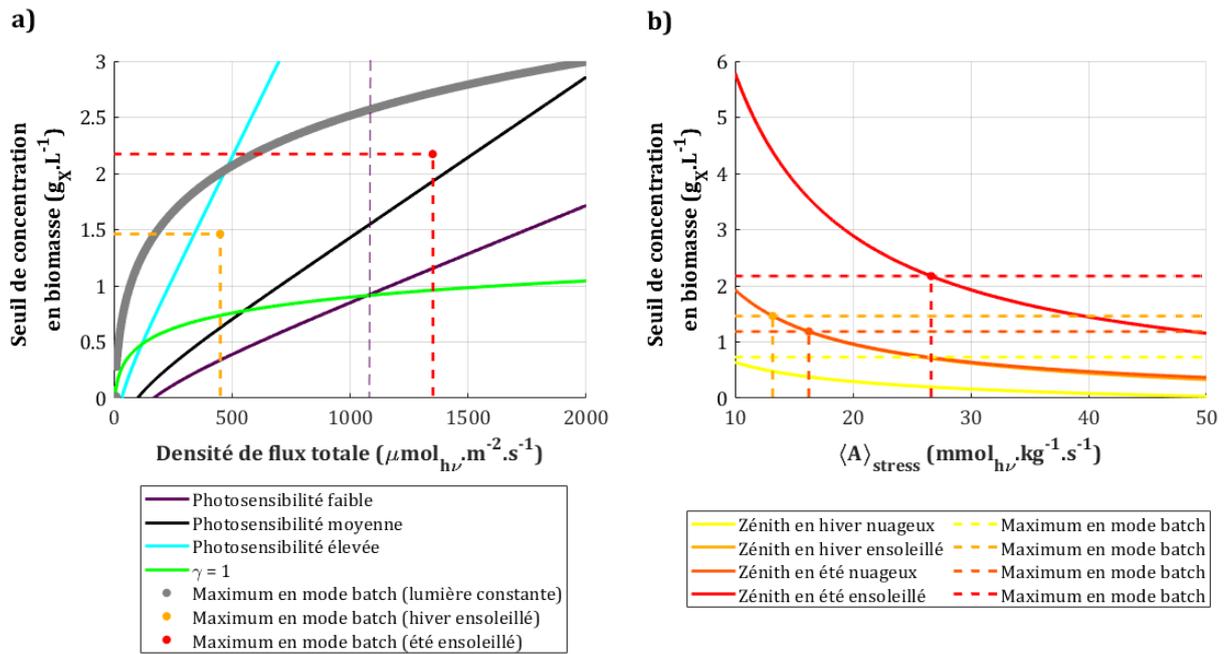


Figure 62. Influence de l'ajout d'une photosensibilité sur les seuils de concentration en biomasse en conditions ensoleillées a) en fonction de la lumière reçue, b) en fonction du seuil de photosensibilité

Sur une journée d'été ensoleillé, le suivi de la concentration telle que $\gamma = 1$ n'est possible que lorsque la lumière est suffisamment basse : en début et fin de journée (Figure 63.a). En milieu de journée, suivre la condition luminostatique idéale conduit à du stress puisque la concentration correspondante se situe en-dessous du seuil minimal. Sous haute lumière, un luminostat idéal n'est plus équivalent à une productivité optimale. Dès lors, en conditions solaires, le critère d'optimisation *Crit3* perd son caractère de critère relatif à une production maximale et ne devient plus pertinent. Le critère *Crit2* devient donc le critère d'optimisation de production par défaut.

III.4.2.3 – Influence sur les optima de croissance

Limiter au mieux le stress lumineux revient à modifier le profil optimal de concentration relatif à une productivité maximale, en fonction de la lumière reçue. Si la lumière reçue n'est pas suffisamment forte pour provoquer du stress lumineux ($q_0 < q_{0,stress}$), la trajectoire optimale est : $X_{opt} = X(\gamma = 1)$. A l'inverse, si $q_0 > q_{0,stress}$, la trajectoire optimale à suivre revient à augmenter la concentration jusqu'à la limite de stress : $X_{opt} = X(\langle A \rangle = \langle A \rangle_{stress})$. Cette trajectoire implique de se placer au moment du zénith autour de $1,2 g_X \cdot L^{-1}$ pour une souche peu photosensible et autour de $1,9 g_X \cdot L^{-1}$ pour

une souche moyennement photosensible (au lieu de $1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ avec la condition $\gamma = 1$). En appliquant ce nouveau profil optimal de concentration, la fraction illuminée correspondant à l'optimum de limitation du stress n'est plus égale à 1 pendant toute la durée de l'ensoleillement (Figure 63.b). En milieu de journée, celle-ci devient inférieure à 1 ($\gamma = 0,86$ avec photosensibilité faible et $\gamma = 0,52$ avec photosensibilité moyenne). Cette situation revient à laisser une fraction sombre au sein du milieu (14 % de volume sombre avec photosensibilité faible et près de la moitié avec photosensibilité moyenne). La limitation du stress lumineux nécessite donc de se placer dans un régime « photo-limité » où la ressource lumineuse est sur-exploitée (II.1.2.4).

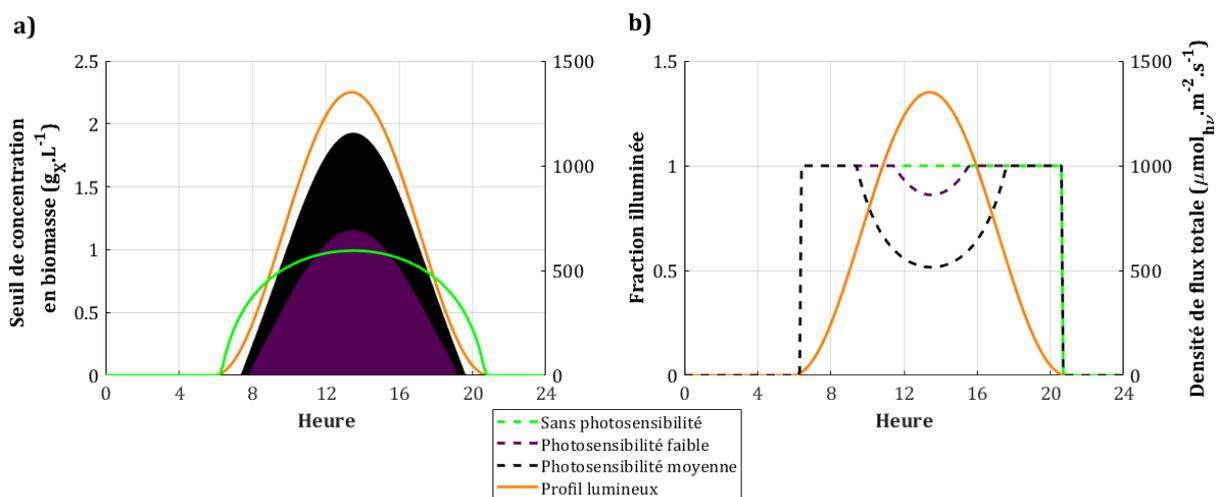


Figure 63. Influence de l'ajout d'une photosensibilité sur le régime lumineux optimal en été ensoleillé : a) seuils de concentrations en biomasse, b) fractions illuminées associées

Pour suivre ce nouveau régime lumineux, le profil de concentration optimal doit donc être plus élevé en milieu de journée, là où la lumière est la plus forte. Face à ce changement de profil optimal de concentration, l'algorithme d'optimisation à privilégier est l'algorithme SQP si la photosensibilité reste faible, sinon l'algorithme GPS si la photosensibilité est moyenne (Annexe 9).

III.4.2.4 – Effet du seuil de photosensibilité sur la stratégie MPC

Face à ce changement d'optimum de croissance, la stratégie MPC reste relativement peu impactée en hiver ensoleillé, lorsque la montée en lumière reste faible (Figure 64). Le seul changement notable concerne une photosensibilité moyenne : la commande est opérée préférentiellement à 15h00 plutôt qu'à 16h00 (Figure 64.a) et le profil de concentration en biomasse garde la même allure (Figure 64.b), avec seulement un décalage vers le haut (concentration plus haute de $0,05 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$).

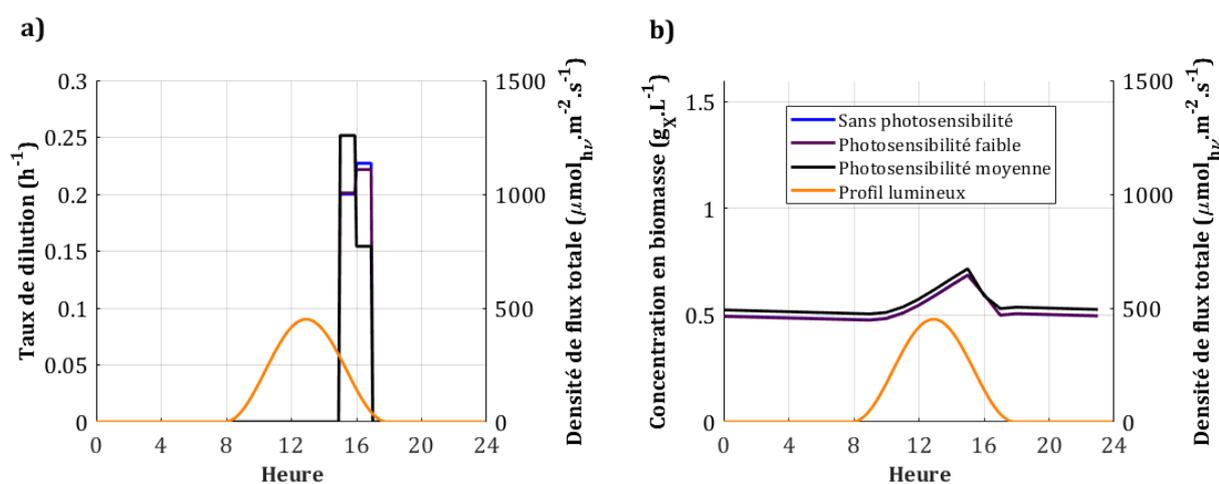


Figure 64. Stratégie MPC appliquée sur différents seuils de photosensibilité en hiver ensoleillé
a) loi de commande, b) concentration en biomasse

Les effets de la photosensibilité d'une souche sur la conduite du procédé sont essentiellement observables en été ensoleillé, lorsque la montée en lumière est importante (Figure 65). Ici, la durée de commande active est raccourcie et se focalise entre 15h00 et 16h00, sans toutefois induire un taux de dilution plus élevé (Figure 65.a). La concentration optimale en biomasse est fortement impactée (Figure 65.b) : une photosensibilité moyenne implique d'augmenter la concentration en biomasse le milieu de $1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ au-dessus du profil optimal sans photosensibilité. Avec une photosensibilité faible, le milieu est également plus dense que sans photosensibilité (d'environ $0,02 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$). Les 2 profils sont cependant superposés entre 15h00 et 18h00. L'arrêt prématuré de la dilution en raison de cette photosensibilité faible laisse cependant en fin de journée une concentration en biomasse plus haute, caractéristique maintenue jusqu'en milieu de journée le lendemain.

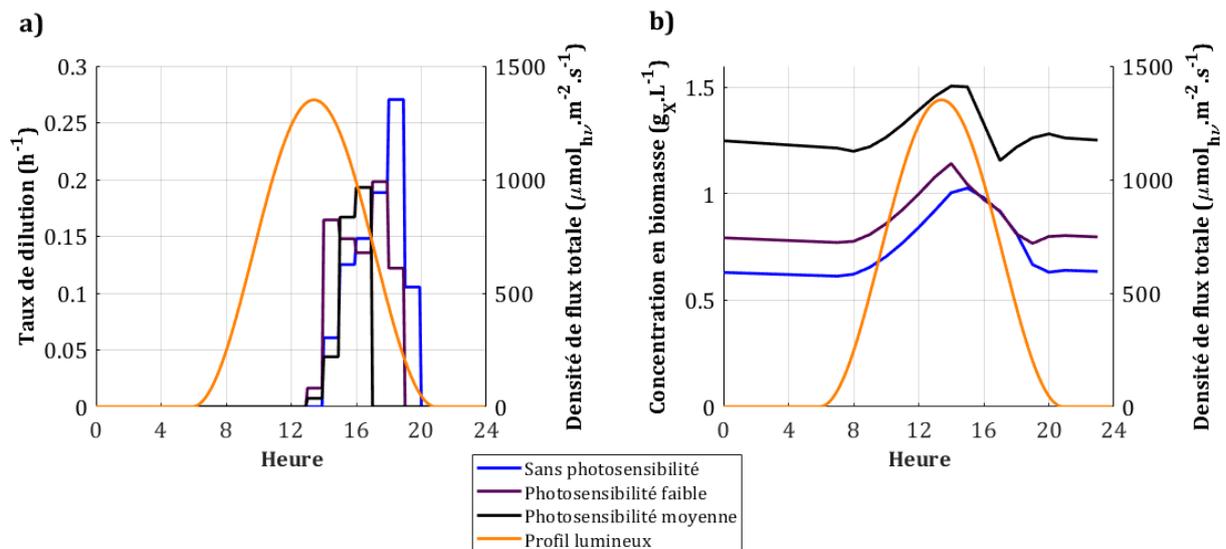


Figure 65. Stratégie MPC appliquée sur différents seuils de photosensibilité en été ensoleillé
a) loi de commande, b) concentration en biomasse

L'étude des paramètres liés à la lumière au sein du PBR montre que la valeur de $\langle A \rangle_{crit}$ ($40 \text{ mmol}_{hv} \cdot kg^{-1} \cdot s^{-1}$ avec une souche moyennement photosensible, $60 \text{ mmol}_{hv} \cdot kg^{-1} \cdot s^{-1}$ avec une souche peu photosensible) n'est jamais atteinte (Figure 66.a). Ainsi, la croissance est constamment positive pendant l'ensoleillement, la dérive biologique est potentiellement évitée grâce à la prédiction de la lumière. Comme vu précédemment, le régime lumineux (Figure 66.b) en conditions de photosensibilité conduit à laisser une fraction sombre dans le PBR. En milieu de journée (lumière la plus intense), cette fraction sombre peut représenter jusqu'à 35 % du volume ($\gamma = 0,65$) avec une souche moyennement photosensible, ce qui est plus bas que l'optima théorique correspondant à $X(\langle A \rangle = \langle A \rangle_{stress})$ (48 % de volume sombre, $\gamma = 0,52$). En effet, la stratégie MPC propose de laisser $\langle A \rangle$ approcher la valeur de $\langle A \rangle_{crit}$ plutôt que de la restreindre à $\langle A \rangle_{stress}$, ce qui passe par un volume illuminé plus grand. Avec une souche peu photosensible, le régime lumineux (14 % de volume sombre, $\gamma = 0,86$) est très proche son optimum théorique (13 % du volume, $\gamma = 0,87$).

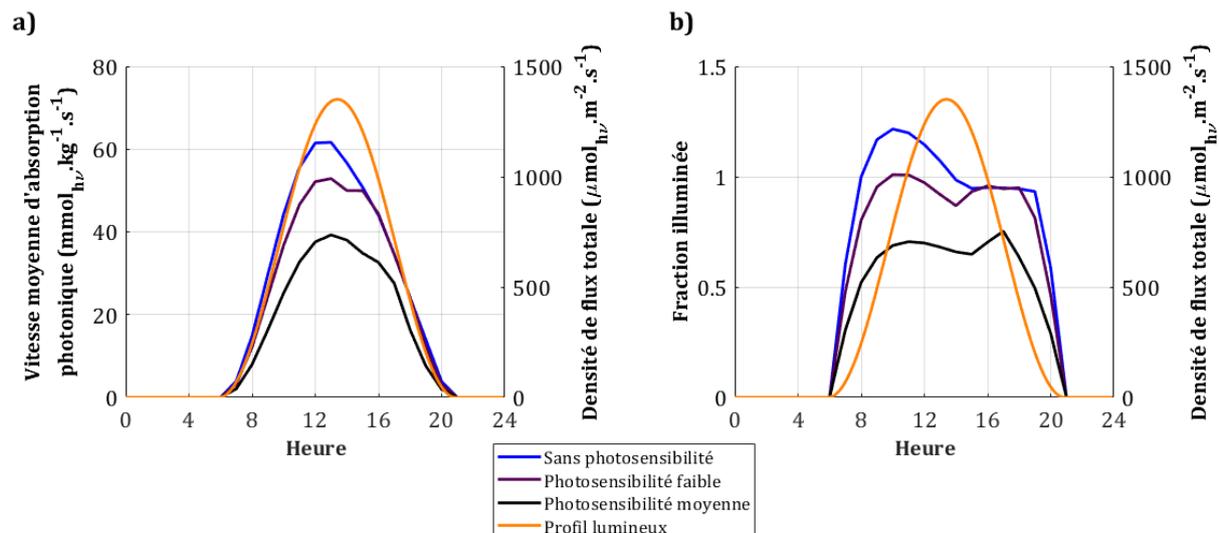


Figure 66. Stratégie MPC appliquée sur différents seuils de photosensibilité en été ensoleillé
a) lumière absorbée, b) régime lumineux

Ce changement dans les profils de concentration en biomasse et de lumière moyenne dans le milieu, en raison de la limitation du stress lumineux dans le processus d'optimisation du critère de croissance, amène à un changement des productivités optimales (Tableau XVII). Ces productivités sont essentiellement impactées en été ensoleillé pour les souches peu photosensibles et pour les deux journées d'été pour les souches moyennement photosensibles. Il peut être aussi observé que cette baisse de production est amenée par une baisse de la dilution moyenne. Cette réduction de dilution, qui permet de mieux augmenter la concentration en biomasse, est par exemple de l'ordre de 50 % pour les souches moyennement photosensibles sur le scénario d'été ensoleillé.

Tableau XVII. Influence de la photosensibilité de la souche sur la stratégie optimale

Souche	Hiver nuageux	Hiver ensoleillé	Eté nuageux	Eté ensoleillé
Dilution moyenne (h^{-1})				
Non photosensible	0,014	0,018	0,032	0,037
Peu photosensible	0,013	0,018	0,032	0,033
Moyennement photosensible	0,014	0,017	0,028	0,017
Productivité ($g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)				
Non photosensible	2,27	5,76	8,12	17,47
Peu photosensible	2,27	5,75	8,11	17,14
Moyennement photosensible	2,27	5,75	7,93	12,71

En termes de robustesse de la culture, la stratégie MPC réussit à maintenir $\langle A \rangle$ en-dessous de $\langle A \rangle_{crit}$ sur toute la période d'ensoleillement, pour les souches peu et moyennement photosensibles. Pour cela, la stratégie adapte la loi de commande, en réduisant l'intensité mais aussi le temps de dilution. La concentration en biomasse est donc en moyenne plus élevée, ce qui permet de limiter le stress lumineux au zénith.

En considérant une latence dans l'effet de la photosensibilité sur la croissance (Annexe 9), la nature de la commande optimale reste inchangée (dilution focalisée dans l'après-midi). Cependant, la dilution moyenne à l'échelle d'une journée est réduite quand le temps de latence de la photosensibilité augmente jusqu'à une certaine valeur. La production est elle aussi réduite, par rapport à un stress lumineux sans latence (pénalité immédiate sur la croissance). Ce résultat semble contre-intuitif, en ce sens que la résilience plus prononcée d'une souche doit normalement permettre de moins contraindre les profils de concentration en biomasse au-delà du seuil de stress. La raison tient essentiellement à l'algorithme de minimisation lié à la stratégie MPC, qui peine à définir une loi de commande réellement optimale face à l'ajout d'un retard dans le système (pénalité sur la croissance opérée uniquement à partir d'une certaine durée de dépassement du seuil). L'optimisation d'un tel système peut alors nécessiter une approche différente de contrôle [171].

Conclusions sur un pilotage optimal en conditions de photosensibilité

La définition d'un seuil de photosensibilité amène à une concentration en biomasse optimale plus élevée que celle correspondant à la condition luminostatique idéale, ce qui induit un volume sombre. Sur une journée typique, le profil optimal théorique de concentration est donc affecté. En réduisant la durée et le taux moyen de dilution, la stratégie MPC parvient à proposer un profil optimal de concentration suffisamment élevé pour minimiser le stress lumineux, et ce pour plusieurs seuils de photosensibilité. Cette stratégie est donc efficace pour maintenir une robustesse biologique, si les conditions de prédictions et de mesures parfaites sont réunies.

Conclusions du chapitre

L'étude des diverses stratégies mises en place a permis d'en sélectionner quatre pouvant répondre à différents objectifs fixés. La stratégie constante et la stratégie semi-continue (stratégies en boucle ouverte) permettent de résoudre de manière simplifiée le problème d'optimisation. La stratégie prédictive et la stratégie de contrôle linéarisant (stratégies en boucle fermée) proposent respectivement de résoudre directement le problème d'optimisation ou de passer par le biais d'une régulation.

La stratégie constante, qui consiste à diluer le milieu de culture en continu à taux constant, a l'avantage de produire de la biomasse sans interruption, indépendamment de la météo. Celle-ci correspond au mode optimal avec un contrôle en boucle ouverte sous lumière artificielle constante.

La stratégie semi-continue consiste, elle, à diluer le milieu uniquement entre 17h00 et 18h00. Ce profil de dilution assure en moyenne la meilleure productivité parmi tous les profils de dilution en contrôle en boucle ouverte, tout en proposant un comportement en dynamique de la concentration en biomasse proche de celui de la stratégie optimale. C'est pourquoi cette stratégie peut être qualifiée de « solution sous-optimale ».

La stratégie prédictive correspond à la solution optimale, qui offre donc la meilleure productivité indépendamment du scénario de lumière. Pour cela, un contrôle MPC est appliqué, par lequel un critère de croissance est maximisé sur un horizon de 24 heures. La loi de commande est actualisée toutes les heures, grâce à un algorithme d'optimisation alimenté par un ensemble de mesures et de modèles biologiques et météorologiques.

La stratégie de contrôle linéarisant consiste à appliquer un mode turbidostatique (concentration en biomasse constante), par le biais d'une loi de commande actualisée toutes les 10 minutes, et dépendante des mesures biologiques et météorologiques et du modèle prédictif de croissance. Procéder ainsi est le plus pertinent lorsqu'il s'agit de maintenir la culture dans un état stable, en cas de souche particulièrement sensible aux variations extérieures.

CHAPITRE IV

METEOROLOGIE ET OPTIMISATION DE PRODUCTION DE BIOMASSE

“The observed phenomena of meteorology and the well-established laws of physics are the two extremes of the science of meteorology between which we trace the connection of cause and effect; in so far as we can do this successfully meteorology becomes an exact deductive science.”

- Cleveland Abbe

Introduction du chapitre

La stratégie MPC, qui consiste à adapter le taux de dilution en continu grâce à des modèles prédictifs de la croissance et de la météo couplés à des outils de mesure en ligne, permet de maximiser la production par rapport à des stratégies axées sur la sobriété ou la robustesse du procédé. Ces conclusions ont été rapportées sur des profils de lumière idéaux (allure sinusoïdale), dont la prédiction a été considérée parfaite sur 24 heures (période du motif de répétition). Du double caractère périodique/chaotique de la météo, seul le caractère périodique (en tant que ressource exploitable) a donc été évalué à ce stade.

Dans cette partie, l'optimisation de la production par la stratégie MPC sera confrontée au caractère chaotique de la météo (en tant que perturbation), par le biais de simulations de changements météorologiques à court terme. Les capacités d'adaptation de cette stratégie face aux perturbations lumineuses seront étudiées, en prenant en compte la photosensibilité de la souche (IV.1). Un horizon de confiance optimal, relatif à la prédiction seule de ces brèves variations de lumière, sera également déterminé.

Des changements météorologiques à long terme seront également étudiés (IV.2), en vue de jauger les performances de la stratégie prédictive face à des conditions solaires variables sur plusieurs jours (dernière étape avant validation sur un profil lumineux annuel). Une incertitude typique dépendante de l'horizon de prédiction sera appliquée, afin de déterminer l'horizon de prédiction optimal de la stratégie MPC. Cet horizon de prédiction optimal constituera ensuite un paramètre essentiel dans l'utilisation d'un modèle météorologique à l'échelle locale.

Le modèle météo prédictif sera mis en place (IV.3.3), de telle sorte à ce qu'il permette de proposer les meilleures performances de prédiction sur l'horizon optimal déterminé précédemment. Il viendra constituer la dernière brique du modèle global de contrôle d'un photobioréacteur plan de cette thèse, afin de lever le verrou de l'optimisation en continu de la production de biomasse microalgale en conditions solaires expérimentales.

IV.1 – Introduction des phénomènes atmosphériques et effet des stratégies de contrôle

IV.1.1 – Méthodologie de simulation d'évènements météorologiques courts

Dans la simulation de journées typiques idéales, la constance de la couverture du ciel sur une même journée a permis d'appliquer un profil sinusoïdal pour caractériser le flux solaire global. En conditions réelles cependant, le caractère continuellement changeant de l'atmosphère peut induire l'apparition de phénomènes météorologiques brefs sur une échelle de 24 heures. Pour simuler de tels phénomènes, des évènements météorologiques typiques et répétés ont été ajoutés (passage d'un nuage en journée ensoleillée, éclaircie en journée nuageuse), amenant à de nouveaux profils de lumière types (Figure 67).

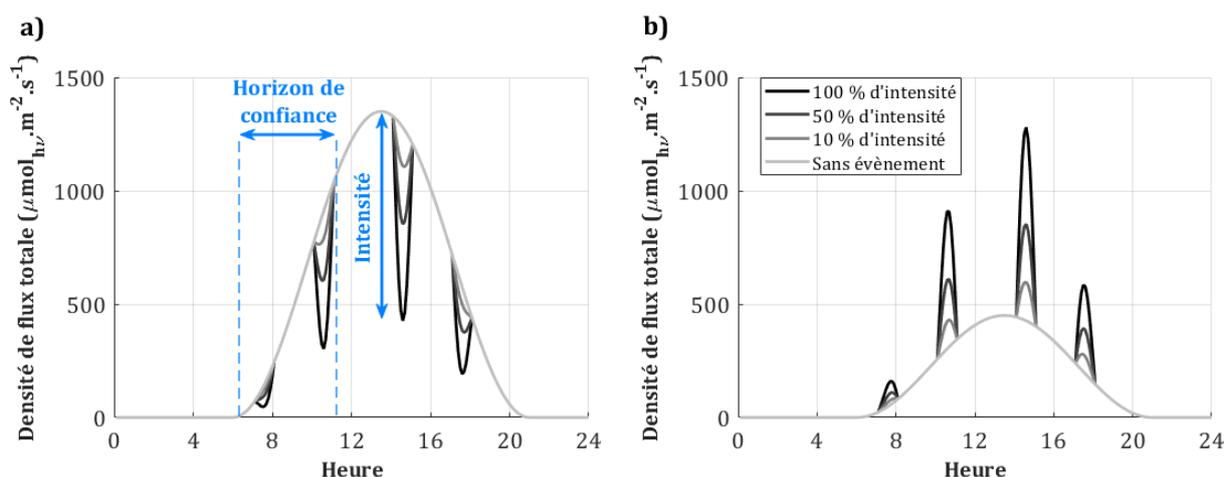


Figure 67. Motif de construction des évènements météorologiques brefs :

a) nuages en journée ensoleillée, b) éclaircies en journée nuageuse

Ces évènements météorologiques brefs ont une durée fixée arbitrairement à 1 heure à chaque occurrence, avec 4 occurrences par jour : à 7h, 10h, 14h et 17h en été et 8h, 10h, 13h et 15h en hiver. Différentes intensités ont été considérées : 20 % (évènement faible), 50 % (évènement modéré) et 100 % (évènement intense). Ces intensités caractérisent le passage, plus ou moins prononcé, d'une masse nuageuse à son opposé (ciel clair à ciel entièrement couvert, et inversement), sur la même saison (Tableau VI).

Pendant l'apparition d'un évènement, les flux collimaté et diffus sont donnés par :

$$q(t) = q_1(t) + F_{ev} \cdot (q_2(t) - q_1(t)) \cdot \sin(\pi \cdot (t - h_{ev})) \quad (48)$$

avec F_{ev} l'intensité de l'évènement (compris entre 0 et 1), q_1 la densité de flux de référence (profil de base sinusoïdal), q_2 la densité de flux du profil opposé (profil nuageux opposé au profil ensoleillé) et h_{ev} l'heure d'apparition de l'évènement.

La prédiction de tels mouvements atmosphériques brefs est possible par l'utilisation de modèles couplés à de l'imagerie par satellite [172], [173], [174], [175] ou de l'imagerie hémisphérique [176], [177], [178], [179]. Cette approche par imagerie seule reste pertinente sur un horizon de prédiction court (une à plusieurs heures). Au-delà d'un horizon de plusieurs heures, le caractère chaotique des phénomènes atmosphériques induit des incertitudes trop élevées pour une prédiction météo des flux solaires à l'échelle locale.

Dans cette partie, la prédiction de ces phénomènes brefs a donc été considérée sur des horizons réalistes courts (2 et 4 heures), mais également sur des horizons hypothétiques plus longs (12 et 24 heures). Ces phénomènes sont parfaitement prédits sur chacun de ces horizons, appelés horizons de confiance (Figure 67). Au-delà de cet horizon de confiance, le phénomène n'est pas prédit : la lumière prédiction correspond alors au motif de base sinusoïdal, sans évènement. La non-prédiction d'un évènement a également été considérée, ce qui correspond à un horizon de confiance nul. A l'image du précédent chapitre, le motif lumineux quotidien a été répété jusqu'à apparition d'un pseudo-équilibre sur l'évolution de la culture. La répétition d'un même motif quotidien permet d'utiliser un horizon de prédiction de seulement 24 heures. La stratégie optimale précédemment mise en place constitue ici la principale stratégie d'étude. Celle-ci est appliquée uniquement en conditions de photosensibilité faible, afin de rendre compte des effets météorologiques sur le stress lumineux.

IV.1.2 – Effet des aléas climatiques sur les stratégies d’optimisation de la production

IV.1.2.1 – Intensité du phénomène climatique

Influence d’évènements nuageux sur la dynamique optimale

La simulation des lois stratégiques de contrôle montre que dans le cas d’un évènement bref parfaitement prédit, l’intensité de celui-ci influence la loi de commande, que ce soit par une baisse de lumière (nuages en été ensoleillé, Figure 68) ou une hausse (éclaircies en été nuageux, Figure 69). La stratégie MPC est alors influencée par des variations brèves de lumière sur un profil de lumière de base sinusoïdale. Avec un phénomène nuageux, la dilution sera moins importante au moment de l’apparition des nuages, par rapport au scénario sans présence de nuages (Figure 68.a). Cette dilution devient même nulle pendant les passages nuageux (de 14h à 15h et de 17h à 18h), si le phénomène nuageux est de forte intensité (100 %). Une réduction de la durée totale de commande active est observée : de 6 heures de dilution sans évènement, elle est réduite à 4 heures. La stratégie MPC est donc en mesure de stopper sur une courte durée le renouvellement du milieu de culture si l’apport en lumière est temporairement considéré trop insuffisant.

Cette adaptation dans le profil de dilution quotidien (profil plus haché) induit une variation dans le profil de concentration (Figure 68.b). En effet, avec 4 passages quotidiens de nuages à 100 % d’intensité, la concentration est en moyenne légèrement plus faible (en moyenne $0.1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ en-dessous du profil optimal sans nuages). Le profil perd sa forme de « courbe en cloche » mais est également moins lissé, ce qui signifie que le système va subir de plus fortes variations, ce qui peut potentiellement altérer la robustesse du procédé. A noter que ces conclusions ne sont valables que pour des nuages suffisamment denses, puisque les profils de dilution et de concentration à 20 % d’intensité ne varient que dans des proportions négligeables par rapport aux profils neutres (absence de nuages).

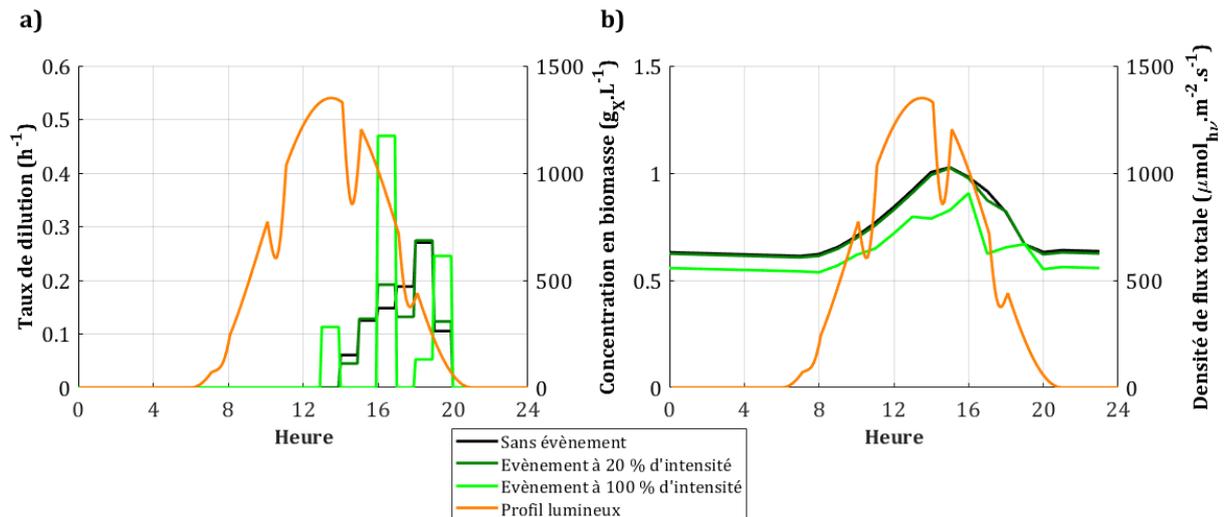


Figure 68. Effet d'apparitions nuageuses parfaitement prédites sur une journée d'été ensoleillé :
a) loi de commande et b) concentration en biomasse

Influence d'évènements d'éclaircies sur la dynamique optimale

L'apparition d'éclaircies provoque, comme l'apparition de nuages, une réduction du temps total de dilution (Figure 69.a). Cette réduction est du même ordre de grandeur (5 heures de commande active sans évènement, 3 heures avec évènement fort). Ici aussi, cette réduction du temps total de renouvellement du milieu passe par des taux de dilutions plus élevés (près de $0.5 h^{-1}$ pour des nuages, près de $0.6 h^{-1}$ pour des éclaircies). Le procédé de régulation du milieu doit donc être correctement dimensionné afin d'anticiper de potentiels renouvellements du milieu plus courts mais plus prononcés, induits par des changements météorologiques brefs. Dans le cas d'éclaircies cependant, ces pics de dilution ne se produisent plus entre les évènements, mais préférentiellement au moment où ceux-ci apparaissent (entre 14h et 15h et entre 17h et 18h). Ici, l'apport supplémentaire de lumière, ne serait-ce que temporaire, est considéré par la stratégie comme un excédent de ressource, permettant un renouvellement plus important.

A l'image des passages nuageux, le profil de dilution perd en continuité face aux éclaircies. Le profil optimal de concentration (Figure 69.b) est donc plus spasmodique que pour la situation météorologique neutre (sans évènement). En revanche, la concentration moyenne est plus élevée (en moyenne $0.1 g_x \cdot L^{-1}$ au-dessus du profil

optimal sans éclaircies). En conclusion, les variations de lumière, même temporaires, influencent la concentration moyenne en biomasse de la même façon qu'un profil de lumière lisse : une augmentation du potentiel lumineux implique une concentration optimale plus élevée à l'échelle d'une journée.

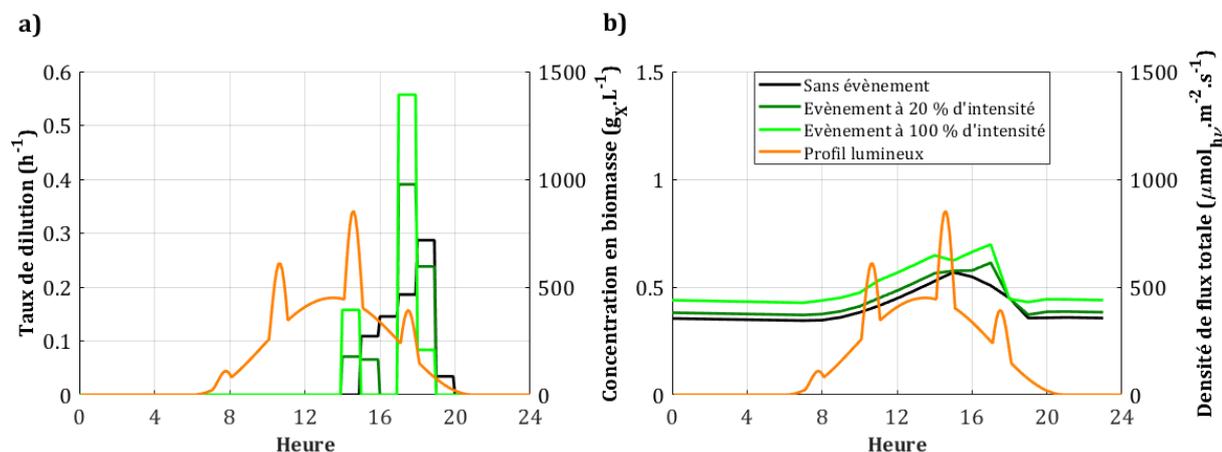


Figure 69. Effet d'apparitions d'éclaircies parfaitement prédites sur une journée d'été nuageux :
a) loi de commande et b) concentration en biomasse

Influence d'aléas climatiques sur les performances optimales de production

En termes de performances (Tableau XVIII), une baisse de lumière (avec des nuages d'intensité croissante) provoque toujours une baisse de production (baisse maximale : 29,2 % en hiver, 16,6 % en été). Ceci s'explique par le fait que la ressource lumineuse à l'échelle quotidienne est progressivement réduite avec la densité croissante des nuages. Par ailleurs, une augmentation de lumière (avec des éclaircies d'intensité croissante) amène toujours à une augmentation de production (augmentations maximales : 40,1 % en hiver, 25,8 % en été). Cette augmentation est liée à l'apport croissant de lumière par les éclaircies. La stratégie prédictive est donc en mesure d'assurer des performances de production en adéquation avec le type de variation de lumière : déficit bref de lumière ou excédent bref de lumière.

Tableau XVIII. Production en biomasse avec évènements météorologiques parfaitement prédits

Type d'évènement	Eclaircies en hiver nuageux	Nuages en hiver ensoleillé	Eclaircies en été nuageux	Nuages en été ensoleillé
Intensité (%)	Production moyenne $S_{X,tot}$ ($g_x \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)			
0	2,27	5,75	8,11	17,14
20	2,33	5,37	8,61	17,00
50	2,70	4,97	9,36	16,20
100	3,18	4,07	10,20	14,30

Les variations de production causées par des nuages ou des éclaircies sont à relier au stress lumineux engendré (durée pendant laquelle $\langle A \rangle$ est supérieur à $55 \text{ mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$, Tableau XIX). En hiver, les variations de lumière, même fortes, ne sont pas suffisantes pour provoquer du stress. En été cependant, ce stress peut monter jusqu'à une durée de 3,4 heures, ce qui n'est pas négligeable. Malgré une prédiction parfaite des évènements météo, la stratégie MPC ne parvient pas à totalement réduire le stress. Cependant, ce stress semble « maîtrisé » par la stratégie MPC, puisque cette montée en stress n'est pas associée à une perte forte de production.

Tableau XIX. Stress lumineux avec évènements météorologiques parfaitement prédits

Type d'évènement	Eclaircies en hiver nuageux	Nuages en hiver ensoleillé	Eclaircies en été nuageux	Nuages en été ensoleillé
Intensité (%)	Durée de stress lumineux ($h \cdot jour^{-1}$)			
0	0	0	0	0
20			0	2,8
50			0,4	2,6
100			1,5	3,4

Influence d'aléas climatiques sur les performances de la stratégie constante

A l'instar de la pré-validation des stratégies en boucle ouverte, un set de 100 taux de dilution constants a été appliqué à ces nouveaux scénarios de lumière comprenant de brèves variations (Figure 70).

Si la présence d'éclaircies (Figure 70.a) semble ne pas affecter les valeurs des maxima de production, une baisse progressive des hauteurs de pics est observée avec l'intensité croissante des nuages (Figure 70.b). Dans les deux cas de figure, un évènement de plus

en plus intense produit néanmoins une réduction du taux de dilution optimal. Il est également observé avec les deux types d'évènements, l'arrivée prématurée de stress lumineux par rapport au profil de lumière neutre : apparition de stress dès 0.01 h^{-1} pour les éclaircies, dès 0.02 h^{-1} pour les nuages. La présence brève de nuages, qui implique pourtant une baisse momentanée de lumière, ne parvient pas à réduire suffisamment la durée moyenne de stress par rapport à une journée sans évènement.

En conclusion, il est préférable, pour des questions de production de biomasse à partir de lumière solaire, que les évènements météorologiques impactant la lumière incidente (évènements brefs de nuages ou éclaircies) soient les moins présents possibles. La variation brève de lumière est donc nécessairement vécue comme un évènement de perturbation affectant négativement les performances, qu'il s'agisse d'une perte ou même d'un gain momentané de lumière.

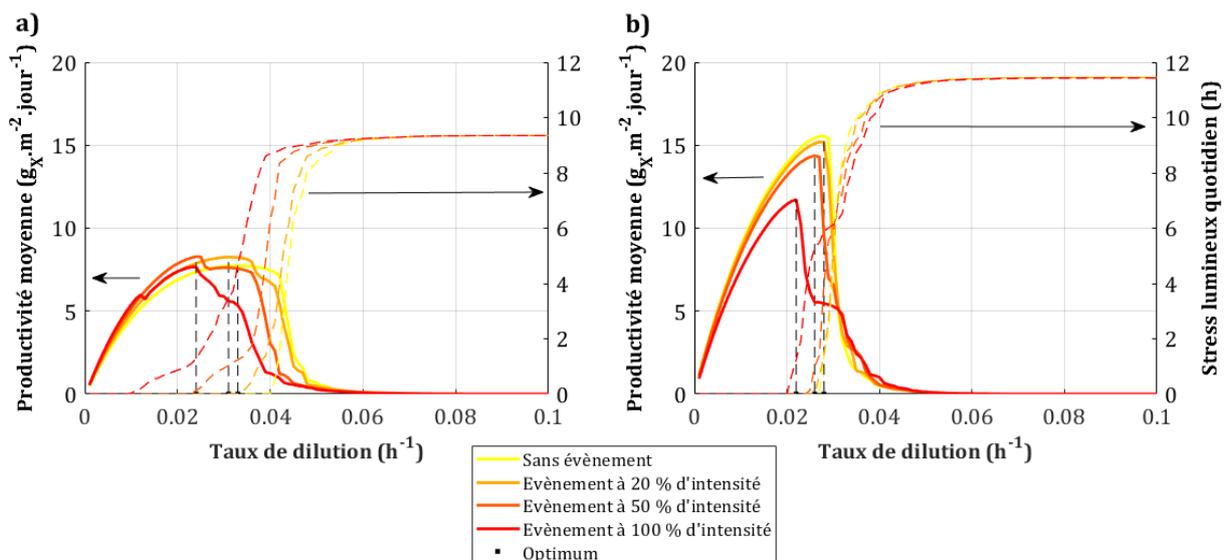


Figure 70. Productions et stress lumineux à l'équilibre avec la stratégie constante appliquée à des journées avec évènements : a) été nuageux avec éclaircies, b) été ensoleillé avec nuages

Les optima de production en dilution constante ont ensuite été identifiés pour chaque journée typique comprenant un évènement, et chaque intensité d'évènement (Tableau XX). Ceux-ci sont retenus pour la suite de l'étude, pour notamment être comparés aux optima produits par la stratégie prédictive.

Les tendances observées, en augmentant l'intensité de l'évènement, sont globalement les mêmes qu'avec la stratégie prédictive (montée de production avec éclaircies en hiver, baisse de production avec nuages). Cependant, si des éclaircies intenses parfaitement prédites en été permettent d'augmenter la production avec la stratégie MPC (jusqu'à 25,8 %), cela se traduit par des pertes avec la stratégie constante (jusqu'à 7,0 %). En termes de performances globales, la stratégie MPC continue d'améliorer la production par rapport à la stratégie constante, de la même façon qu'avec des profils de lumière neutres. En moyenne, ces augmentations sont, grâce à la prédiction, de 3,1 %, 5,6 % et 10,9 %, respectivement pour les évènements à 20 %, 50 % et 100 % d'intensité. Cela signifie que la prédiction de la météo est d'autant plus intéressante pour l'optimisation du procédé de production si la météo est changeante. Elle est aussi surtout pertinente dans le cas de fortes éclaircies, puisqu'elle permet de transformer des pertes (en stratégie non prédictive) en gain de production.

Tableau XX. Optima de production avec stratégie constante et évènements météo

Type d'évènement	Eclaircies en hiver nuageux	Nuages en hiver ensoleillé	Eclaircies en été nuageux	Nuages en été ensoleillé
Intensité (%)	Production moyenne $S_{X,tot}$ ($g_x \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)			
20	2,42	5,29	8,25	15,19
50	2,74	4,92	8,29	14,37
100	3,16	4,07	7,67	11,72

Néanmoins, il est nécessaire de noter que la montée en production grâce à la stratégie prédictive est rendue possible par une dégradation de la robustesse biologique de la culture. En effet, le stress maximal induit par la stratégie MPC (3,4 heures avec des nuages en été ensoleillé à 100 %) est supérieur à celui induit par la stratégie constante (1,3 heure sur la même journée, Tableau XXI). Malgré ce stress et ses effets négatifs modélisés sur la croissance (et donc sur la production), la stratégie prédictive parvient à améliorer les performances du procédé par rapport à une référence optimale en boucle ouverte.

Tableau XXI. Stress lumineux avec stratégie constante et évènements météo

Type d'évènement	Eclaircies en hiver nuageux	Nuages en hiver ensoleillé	Eclaircies en été nuageux	Nuages en été ensoleillé
Intensité (%)	Durée moyenne de stress lumineux (<i>h</i>)			
20	0	0	0	0,8
50			0,2	1,2
100			1,2	1,3

Définition d'un critère d'efficacité d'exploitation de la ressource lumineuse

La présence d'évènements météorologiques brefs modifie la quantité lumineuse totale à l'échelle quotidienne (Tableau XXII). La présence de nuages diminue cette quantité par rapport au profil de base (sans évènement), tandis que la présence d'éclaircies l'augmente. Ainsi, chaque évènement météo modifie la ressource de lumière disponible, au-delà de son aspect perturbation. Les productions doivent donc être reliées à cette ressource, afin de comparer de façon représentative les performances entre plusieurs types d'évènements météo.

Tableau XXII. Densité de flux totale quotidienne avec évènements météo

Type d'évènement	Eclaircies en hiver nuageux	Nuages en hiver ensoleillé	Eclaircies en été nuageux	Nuages en été ensoleillé
Intensité (%)	Densité de flux totale $q_{0,tot}$ ($mol_{hv} \cdot m^{-2}$)			
0	2,70	8,10	12,15	36,45
20	3,13	7,67	13,54	35,05
50	3,78	7,02	15,66	32,94
100	4,86	5,94	19,17	29,43

Dans ces simulations d'aléas climatiques, quantifier seule la production en biomasse pour conclure sur l'effet du contrôle du PBR ne suffit plus, puisque l'ajout d'évènements météorologiques aux profils typiques solaires produit un total de 16 journées, chacune associée à une certaine ressource lumineuse quotidienne disponible.

Afin de quantifier les performances de la stratégie de contrôle prédictive sur ces nouveaux scénarios, un nouvel indicateur $p_{X,light}$ ($g_X \cdot mol_{hv}^{-1}$) est introduit, tel qu'il rapporte la production surfacique $s_{X,tot}$ à la densité de flux totale $q_{0,tot}$, à l'échelle de 24 heures (49) :

$$p_{X,light} = \frac{s_{X,tot}}{q_{0,tot}} \quad (49)$$

Cet indicateur $p_{X,light}$ est ici dans cette section en tant que référence pour l'efficacité de l'exploitation lumineuse.

Influence des aléas climatiques sur les performances

Pour caractériser précisément l'effet du type d'évènement météo sur la production, les journées sont classées en deux catégories : journées nuageuses avec éclaircies et journées ensoleillées avec nuages. Les effets d'une intensité croissante sur les performances de la stratégie prédictive dans le cas d'évènements non prédits peuvent aussi être introduits (Tableau XXIII), à titre de comparaison. Dans ce cas de figure précis, il est considéré que la stratégie prédictive n'anticipe pas les évènements météo isolés (baisses ou montées brèves de lumière), mais est capable de les prendre en compte au moment de la mesure.

Tableau XXIII. Production en biomasse avec évènements météo non prédits

Type d'évènement	Eclaircies en hiver nuageux	Nuages en hiver ensoleillé	Eclaircies en été nuageux	Nuages en été ensoleillé
Intensité (%)	Production moyenne ($g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)			
0	2,27	5,75	8,11	17,14
20	2,33	5,37	8,58	16,50
50	2,66	4,96	7,85	15,70
100	3,07	3,92	6,68	12,90

Lorsque les évènements météo sont parfaitement anticipés, une relation de quasi-linéarité apparaît entre production et ressource lumineuse quotidienne (Figure 71.b). Cette relation n'existe plus (Figure 71.a) si les évènements ne sont plus anticipés, en

raison de pertes de production importantes observables pour certains scénarios solaires (en particulier pour des flux entre 15 et 30 $mol_{hv} \cdot m^{-2}$).

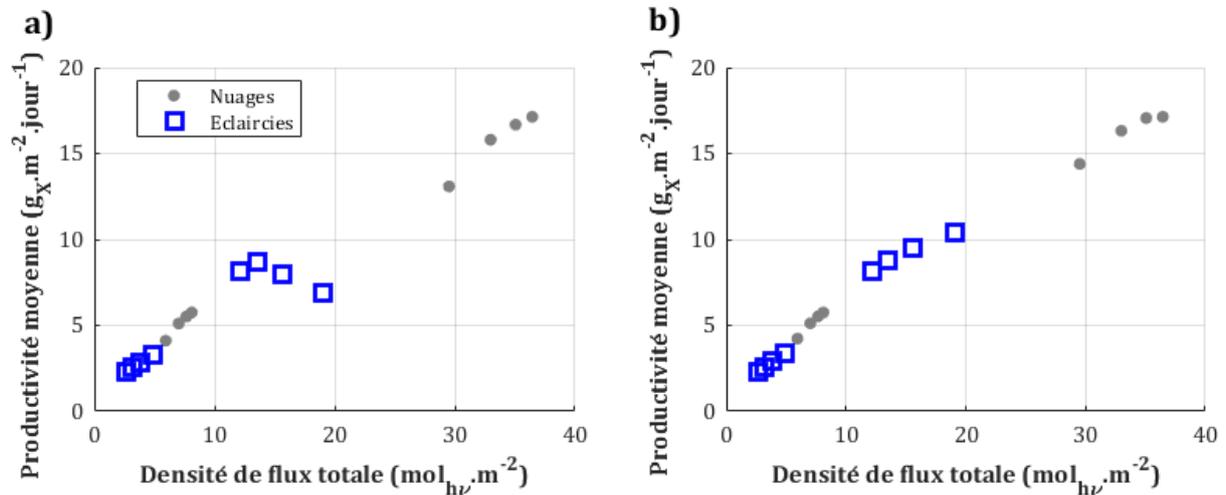


Figure 71. Production de biomasse liée à la ressource lumineuse disponible :

a) évènements météo non anticipés, b) évènements météo parfaitement anticipés

La caractérisation du critère d'efficacité d'exploitation de la lumière montre très clairement l'effet négatif de diminution ou d'augmentation ponctuelles de baisses ou de montées de lumière sur un profil sinusoïdal (Figure 72). Ces pertes sont notables, malgré la prédiction parfaite des variations ponctuelles de lumière (Figure 72.b), mais elles sont légèrement plus importantes lorsque ces variations ne sont pas prédites (Figure 72.a). En effet, la non-anticipation des évènements diminue $p_{X,light}$ de $0,63 g_X \cdot mol_{hv}^{-1}$, en moyenne, à $0,60 g_X \cdot mol_{hv}^{-1}$.

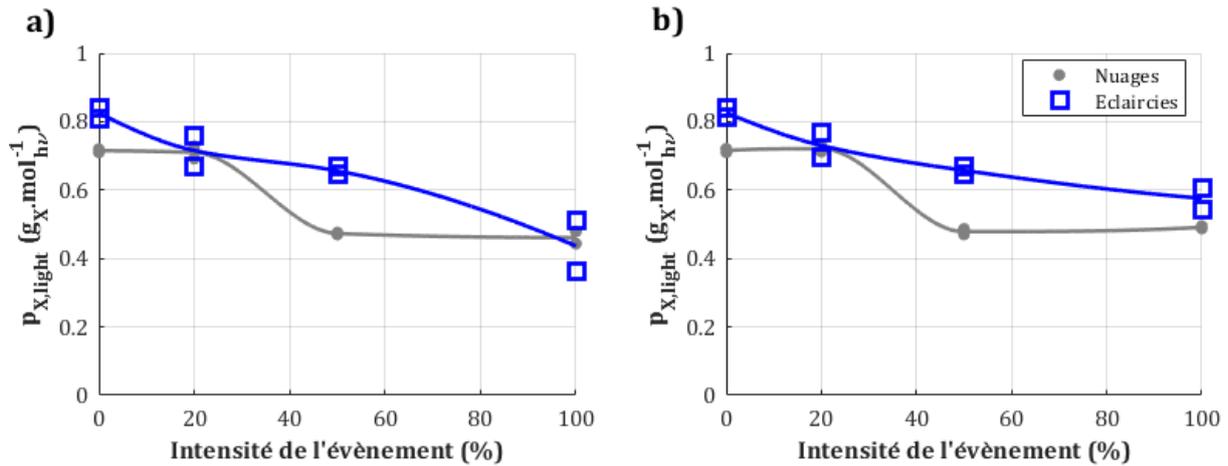


Figure 72. Effets de l'intensité des évènements sur l'efficacité de l'exploitation lumineuse :
a) évènements non anticipés, b) évènements parfaitement anticipés

A partir de l'efficacité de l'exploitation lumineuse de référence (profil sinusoïdal de lumière), les pertes de performances engendrées par des variations brèves de lumière peuvent être quantifiées, et classées selon le type d'évènement (Figure 73). Tout d'abord, le passage de nuages de faible intensité (20 %) n'a aucun effet sur les pertes. C'est à moyenne intensité (50 %) que les pertes sont notables, jusqu'à être supérieures aux pertes de même intensité causées par des éclaircies. A noter qu'à forte intensité (100 %), les pertes causées par un passage de nuages ou d'éclaircies sont les mêmes (31 %) si ce passage est parfaitement prédit. S'il n'est pas prédit, les pertes se font essentiellement ressentir dans le cas d'une éclaircie, puisque les pertes peuvent être de moitié (48 %). Le cas de figure qui nécessite le plus d'être prédit pour limiter les pertes de l'exploitation lumineuse est donc une éclaircie brève de forte intensité.

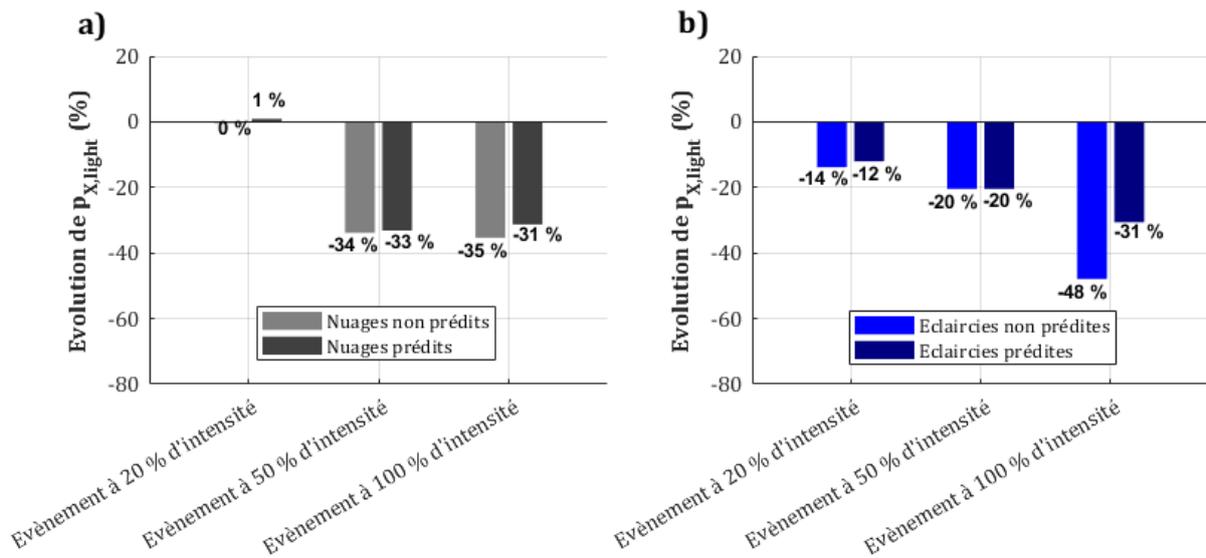


Figure 73. Pertes d'exploitation lumineuse engendrées par des événements météorologiques :
a) apparition de nuages, b) apparition d'éclaircies

Conclusions sur les effets des phénomènes climatiques sur la production

En résumé, la nature (nuage ou éclaircie) et l'intensité du phénomène influencent fortement la façon de piloter la production de biomasse. En cas de forte éclaircie, la commande se focalise sur le moment où celle-ci apparaît. S'il s'agit en revanche d'un nuage dense, l'approche est d'attendre que l'évènement se termine avant de diluer le système. Toutefois, adapter la stratégie de contrôle face à ces deux types de phénomènes implique un profil de concentration plus spasmodique, plus prompt à engendrer des stress liés à l'adaptation de la cellule face au changement des conditions de culture (pour rappel, un profil de lumière sinusoïdal produit un profil optimal de concentration lisse). Dans ce contexte, la stratégie prédictive gagne en intérêt par rapport à la stratégie constante optimale, en termes de performances de production. Cependant, en termes de robustesse, le stress biologique pour des hautes lumières est plus important. Quant à l'efficacité de l'exploitation de lumière, le système a la même sensibilité aux évènements nuageux qu'aux éclaircies (moyenne sur les 3 intensités), si ceux-ci sont parfaitement anticipés. Mais en l'absence d'anticipation de l'évènement, la situation qui impacte le plus l'efficacité de l'exploitation est le passage d'une forte éclaircie : celle-ci est diminuée de moitié.

IV.1.2.2 – Intérêt de la prédiction du phénomène climatique

Influence de la prédiction de nuages sur la dynamique optimale

Les premiers effets d'une non-anticipation des événements météo sur l'efficacité de l'exploitation lumineuse ont été introduits plus haut. Sans surprise, au vu de la dynamique du système, mesurer les variations brèves de lumière sans les avoir auparavant prédites amène à des pertes de production et à une diminution de l'efficacité de l'exploitation lumineuse. Cependant, anticiper avec précision ce genre d'événements météo sur des longs horizons (au minimum 24 heures) est en pratique difficile. L'étude de différents horizons de confiance (introduits en section IV.1.1) permet de définir un horizon optimal tel que la production atteint son maximum, en fonction de la capacité d'anticipation des événements météorologiques seuls.

Dans le cas de phénomènes nuageux brefs (avec une intensité moyenne de 50 %), l'augmentation de l'horizon de confiance induit une réduction de la récolte au moment où l'évènement survient : à 14h et à 17h (Figure 74.a). Cette observation est la même que celle liée à l'augmentation de l'intensité de l'évènement nuageux lors d'une prédiction sur un horizon de confiance de 24 heures (Figure 68.a). Pour un horizon de confiance intermédiaire (4 heures), le profil de concentration à l'équilibre est quasi identique à celui correspondant à une prédiction parfaite (horizon de confiance de 24 heures). En notant que les profils de dilution sont également identiques pour ces deux horizons, il peut être dès lors supposé que les performances de production seront proches pour ce type de scénario.

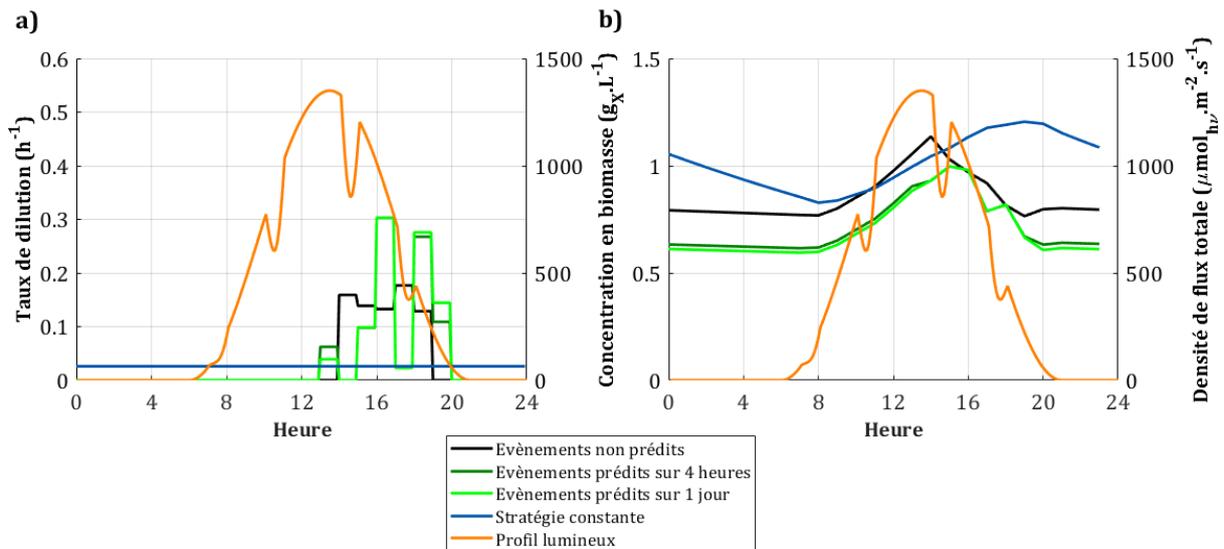


Figure 74. Qualité de la prédiction de l'apparition de phénomènes nuageux sur une journée d'été ensoleillé : a) loi de commande et b) concentration en biomasse

Influence de la prédiction d'éclaircies sur la dynamique optimale

En cas de brèves éclaircies (intensité de 50 %), l'augmentation de l'horizon de confiance (Figure 75.a) produit le même effet que l'augmentation de l'intensité de l'évènement (Figure 69). En effet, la dilution devient nulle entre les éclaircies dès lors que l'on est en mesure de les anticiper, à partir de 4 heures d'horizon de confiance. Le renouvellement quotidien du PBR étant inférieur dans ce cas de figure, la concentration en biomasse a le profil le plus haut (hors profil de la stratégie constante). Avec un évènement météo de type nuageux, les concentrations optimales, avec ou sans anticipation des éclaircies (Figure 75.b), sont à nouveau inférieures au profil optimal de la stratégie constante. La stratégie prédictive semble donc nécessairement, peu importe le profil de lumière (sinusoïdal, avec baisse ou augmentation brève de lumière), produire le profil de concentration le plus bas. Ici, le profil de concentration pour un horizon de confiance intermédiaire (4 heures) est différent de celui pour un horizon de confiance parfait (24 heures) : ils se retrouvent superposés uniquement entre 14h et 18h. Le reste de la journée, le profil intermédiaire est superposé au profil avec horizon de confiance nul.

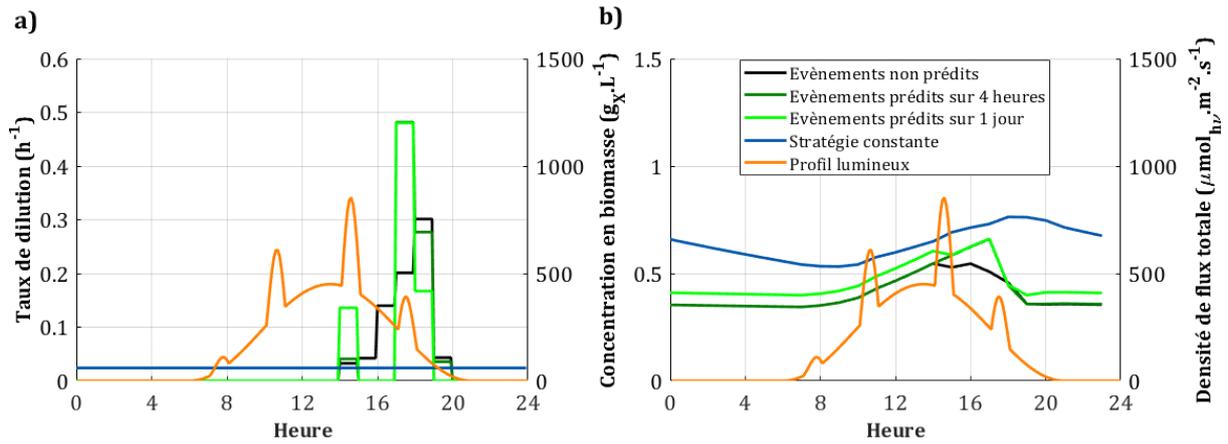


Figure 75. Qualité de la prédiction de l'apparition d'éclaircies sur une journée d'été nuageuse :
a) loi de commande et b) concentration en biomasse

Horizon de prédiction optimal des aléas climatiques

Les performances de production sur les deux journées étudiées ci-avant ont été synthétisées et caractérisées en fonction d'un horizon de confiance croissant (Figure 76). Sur ces deux journées, il se voit rapidement que mesurer un évènement météo sans l'avoir anticipé (cas d'un horizon de confiance nul) n'est pas suffisant pour assurer l'optimum de production (issu des conditions parfaites de prédiction). Cette observation est particulièrement valable pour les évènements de moyenne (50 %) ou forte intensité (100 %). Cependant, le maximum de production en prédiction parfaite semble atteint dès un horizon de confiance de 4 heures, pour toutes les intensités.

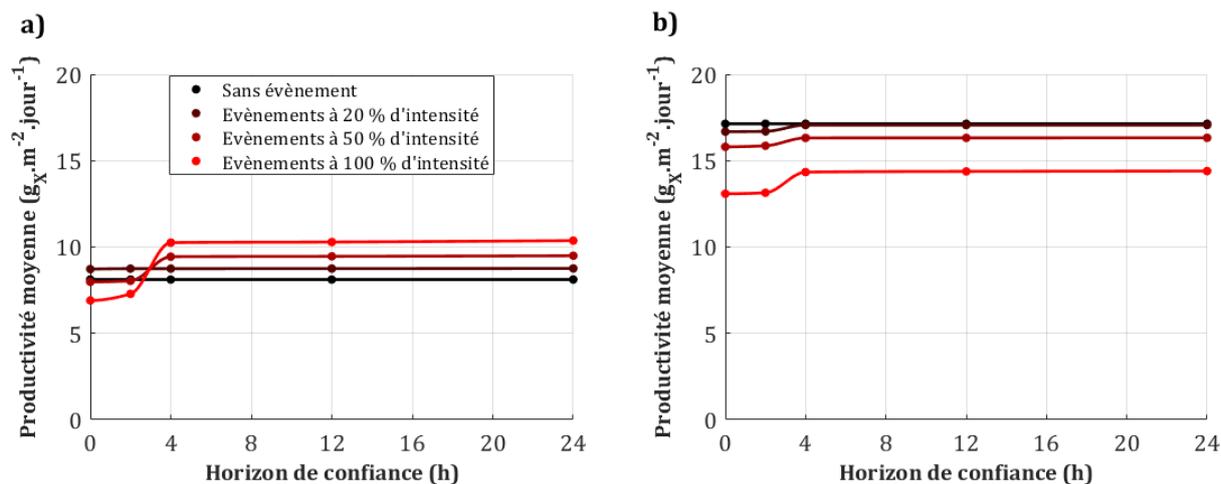


Figure 76. Capacités de production suite à la prédiction d'événements brefs :
a) éclaircies en journée d'été nuageuse et b) nuages en journée d'été ensoleillé

La quantification des productions avec l'augmentation de l'horizon de confiance (Tableau XXIV) confirme les observations évoquées ci-dessus. En effet, dès que les événements météorologiques brefs sont anticipés 4 heures avant leur survenue, les productions quotidiennes de biomasse deviennent très proches des optima (optima atteint à 24 heures). Avec cet horizon intermédiaire, l'écart maximal avec l'optimum à 24 heures est de seulement 0,9 % (nuages à 100 %). Cet écart peut être considéré comme négligeable. On remarque que les performances de production, sur l'ensemble des événements météo pour les 3 intensités étudiées, sont améliorées par rapport à l'optimum en stratégie constante, de 11,6 %. Ce gain propre à l'optimisation de la croissance par une prédiction de la lumière avec variations brèves est donc plus important que sur les journées typiques sans variations brèves (7,5 % d'amélioration).

Tableau XXIV. Production de biomasse en fonction de l'horizon de confiance

Horizon de confiance (h)		0	2	4	12	24	Stratégie constante
Evènement	Intensité	Production moyenne ($g_x \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)					
Nuages	20 %	10,94	10,99	11,19	11,19	11,19	10,24
Eclaircies		5,46	5,47	5,47	5,47	5,47	5,34
Nuages	50 %	10,33	10,33	10,58	10,58	10,59	9,64
Eclaircies		5,26	5,36	6,00	6,00	6,03	5,52
Nuages	100 %	8,41	8,61	9,11	9,16	9,19	7,89
Eclaircies		4,88	5,13	6,65	6,66	6,69	5,42

Cependant, atteindre l'optimum de production en prédisant les variations brèves de lumière seulement 4 heures à l'avance implique aussi de produire un début de stress lumineux, en particulier pour les événements nuageux (Tableau XXV). Puisque l'influence du stress sur la production est quantifiée dans le modèle, il est raisonnable de focaliser la conclusion sur la production moyenne. Ainsi, l'horizon de confiance optimal, tel qu'il assure les meilleures performances par la prédiction de perturbations lumineuses brèves sur un profil solaire, est un horizon de 4 heures.

Tableau XXV. Stress lumineux en fonction de l'horizon de confiance

Horizon de confiance (h)		0	2	4	12	24
Evènement	Intensité	Durée moyenne de stress (h)				
Nuages	20 %	0	0	1,4	1,4	1,4
Eclaircies		0	0	0	0	0
Nuages	50 %	0	0	1,3	1,3	1,3
Eclaircies		0,4	0,4	0,4	0,4	0,2
Nuages	100 %	0,6	0,7	1,6	1,7	1,7
Eclaircies		1,3	1,2	1,1	1,0	0,8

IV.2 – Prédiction météorologique optimale

IV.2.1 – Simulation d'évènements météorologiques longs

Si les phénomènes atmosphériques brefs peuvent influencer l'état du ciel à l'échelle de la journée, le changement du profil de lumière peut aussi intervenir sur des plus longues périodes : des « beaux » jours peuvent par exemple succéder à des « mauvais » jours. L'effet de cette variation des conditions météorologiques pendant plusieurs jours sur l'optimisation doit être étudié. En effet, l'objectif est de définir quelles doivent être les conditions optimales de prédiction à long terme pour assurer une optimisation de la production telle qu'exigée par la stratégie MPC.

Pour simuler ces variations à long terme, les journées typiques ont été reprises et alternées afin de produire 4 scénarios typiques. Chaque scénario typique est composé de la répétition d'un motif, motif constitué de deux profils quotidiens différents mais qui partagent une caractéristique commune (parmi hiver nuageux, hiver ensoleillé, été

nuageux et été ensoleillé). Chaque profil quotidien est répété sur une période T_s de 1, 2 ou 3 jours, suivie de la répétition du second profil sur la même période T_s . Sur chacun des quatre types de scénario, le motif de variation météorologique est donc de 2, 4 ou 6 jours. Avec 4 caractéristiques communes (hiver, été, nuageux, ensoleillé), cela représente 12 scénarios.

Face à ces variations climatiques à long terme, divers horizons de prédiction à long terme (jusqu'à plusieurs jours) ont été utilisés pour optimiser la production de biomasse, dans l'hypothèse de prédictions parfaites puis dans le cas de prédictions typiques.

IV.2.2 – Horizon de prédiction optimal

IV.2.2.1 – Conditions de prédiction parfaites

Influence de l'horizon de prédiction sur la production sur scénarios longs

Divers horizons de prédictions parfaites ont été appliqués (paliers de 6 heures) sur des scénarios typiques de période $T_s = 1$ jour. A l'état de pseudo-équilibre (Figure 77.a), la production moyenne résultant de l'optimisation par prédiction de la lumière montre l'apparition de plateaux. En-deçà d'un horizon de 12 heures, la prédiction en fin de journée ne permet pas d'anticiper la montée en lumière de la prochaine matinée à venir comme vu en III.3.3) : en réponse, la loi de commande propose de vider le système de toute sa biomasse à la fin de la journée d'initialisation. A l'équilibre, aucune biomasse n'est alors produite en raison du lessivage prématuré de la culture, pour la majorité des scénarios. Entre 24 et 36 heures de prédiction, un second plateau apparaît pour tous les scénarios. A partir d'un horizon de 42 heures, un dernier plateau est atteint : il s'agit de la production maximale atteignable par la stratégie prédictive. Au-delà, augmenter l'horizon de prédiction n'a plus d'effet sur la conduite de la culture, et donc sur les performances que l'on peut en tirer en conditions solaires variables au long terme. En considérant une souche peu photosensible, l'horizon de prédiction optimal semble être, à ce stade, de 1 jour. Augmenter la prédiction jusqu'à 42 heures n'aurait qu'un effet minime sur la production, tandis que le temps de calcul pour minimiser le critère de croissance augmenterait significativement.

Cependant, dans l'optique de viser une certaine généricité du modèle de contrôle, celui-ci doit pouvoir être applicable à des souches de plus haute sensibilité. Ainsi, dans les mêmes conditions de prédiction, avec un seuil moyen de photosensibilité avec $\langle A \rangle_{stress} = 30 \text{ mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$ (Figure 77.b), le passage d'un horizon de prédiction de 24 à 48 heures permet d'augmenter la production optimale de façon importante (en particulier pour le scénario « ensoleillé »). En moyenne, sur les 4 scénarios, doubler ainsi l'horizon de prédiction fait passer la production de 8,12 à 8,15 $\text{g}_X \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$ pour une souche peu photosensible ($\langle A \rangle_{stress} = 50 \text{ mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$). Pour ce qui est d'une souche moyennement photosensible, l'amélioration est beaucoup plus marquée : la production passe de 4,58 à 5,11 $\text{g}_X \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$. Au-delà, jusqu'à 3 jours de prédiction, la production n'est plus améliorée (indépendamment de la photosensibilité).

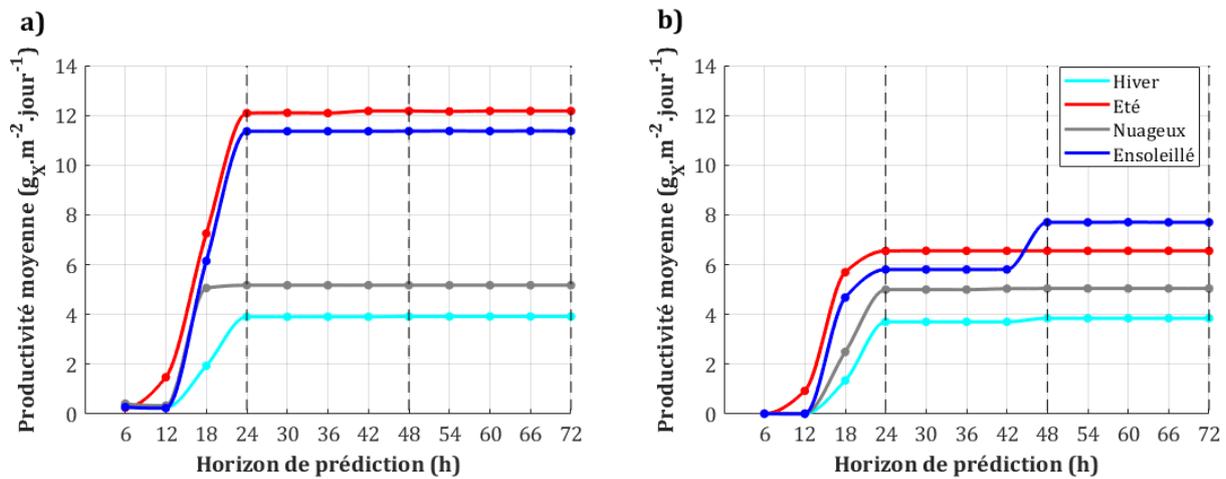


Figure 77. Production par stratégie MPC en fonction de l'horizon de prédiction ($T_s = 1$ jour)
a) avec photosensibilité faible, b) avec photosensibilité moyenne

Influence de l'horizon de prédiction sur la dynamique optimale

A partir de ces premières observations, l'optimum de prédiction se situerait aux alentours de 24 ou 48 heures. A ce stade, cet optimum serait hypothétiquement de 24 heures dans le cas strict de cultures avec souches peu photosensibles, mais serait de 48 heures dans le cas général (souches moyennement photosensibles). Pour des raisons de temps de calcul, il a été décidé pour les investigations suivantes de limiter la prédiction à trois horizons dits « longs » : 1 jour (24 heures), 2 jours (48 heures) et 3 jours (72 heures), avec des périodes T_s de 1 à 3 jours.

Des exemples types de simulation sont donnés en Figure 78 afin de mieux analyser l'effet de la stratégie de contrôle au cours du temps. Sur un exemple avec $T_s = 2$ jours (scénario « été »), la loi de commande n'opère aucune dilution le jour à faible luminosité qui précède les jours à forte luminosité (Figure 78.a). Un batch est donc opéré pendant plus de 24 heures sur cette journée (observation identique pour des périodes T_s de 1 et 3 jours). A l'inverse, la dilution est la plus forte le jour à haute luminosité qui précède les journées à faible luminosité. C'est aussi pour cette journée que le profil de dilution entre les 3 horizons de prédiction est quasi identique. Pour les autres journées, les profils correspondant aux horizons de prédiction de 2 et 3 jours semblent les plus proches. En termes de concentration en biomasse (Figure 78.b), seul le profil correspondant à un horizon de 1 jour diffère des autres profils pour la stratégie MPC. Cette différence est cependant faible puisqu'il s'agit d'une baisse de concentration de moins de $0,1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$, pendant moins de 40 heures.

En raison d'un mode batch sur la dernière journée à faible luminosité, la concentration en biomasse augmente et diverge de son profil optimal quotidien. En effet, sans cette phase, le profil optimal quotidien attendu se rapprocherait d'une courbe en cloche entre le début et la fin de la période ensoleillée. Ce changement de comportement, observé sur de tels scénarios à longue variation, permet de réduire le stress lumineux pour les journées suivantes, qui sont à haute luminosité. A la fin de ces journées à luminosité importante, le système est fortement dilué afin de retrouver le profil optimal, plus bas, pour les journées à faible luminosité.

A noter que si cette phase de montée en concentration en biomasse est suffisante avec un jour de prédiction dans le cas d'une souche peu photosensible, elle est insuffisante dans le cas d'une souche plus photosensible pour un scénario totalement ensoleillé. En effet, une plus forte photosensibilité cellulaire nécessite un système plus dense pour limiter suffisamment le stress en cas de luminosité importante. Cette phase, si elle est limitée par la capacité de prédiction, ne permet pas d'atteindre la concentration en biomasse nécessaire à la limitation du stress, lorsqu'arrive la journée la plus intense en termes de luminosité. C'est pourquoi, dans certains cas de figure, prédire sur 1 jour la météo n'est pas suffisant pour atteindre les performances à 2 jours de prédiction (Figure 77).

Moyennée sur la durée du motif, la concentration en biomasse est de $0,63 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ sur les profils des stratégies MPC pour cet exemple « été » à $T_s = 2$ jours. Elle est en revanche plus élevée, à $0,98 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$, pour l'optimum de production en stratégie constante et ce même scénario. En effet, le profil de concentration pour cette stratégie non prédictive est en quasi-permanence au-dessus des profils des stratégies prédictives. A noter qu'une différence importante est observée pour la dernière journée à faible luminosité. En effet, la stratégie prédictive préconise d'opérer totalement en batch au cours de cette journée afin d'augmenter la concentration en biomasse et de prévenir un potentiel stress lumineux à venir le lendemain. Cependant, l'optimum identifié en stratégie constante implique un comportement inverse : c'est au commencement de la journée à luminosité importante que la concentration est la plus faible. Il peut être supposé que le stress lumineux est toutefois suffisamment réduit puisque cette concentration en début de journée (à $t = 54$ heures) est similaire à celles des stratégies prédictives.

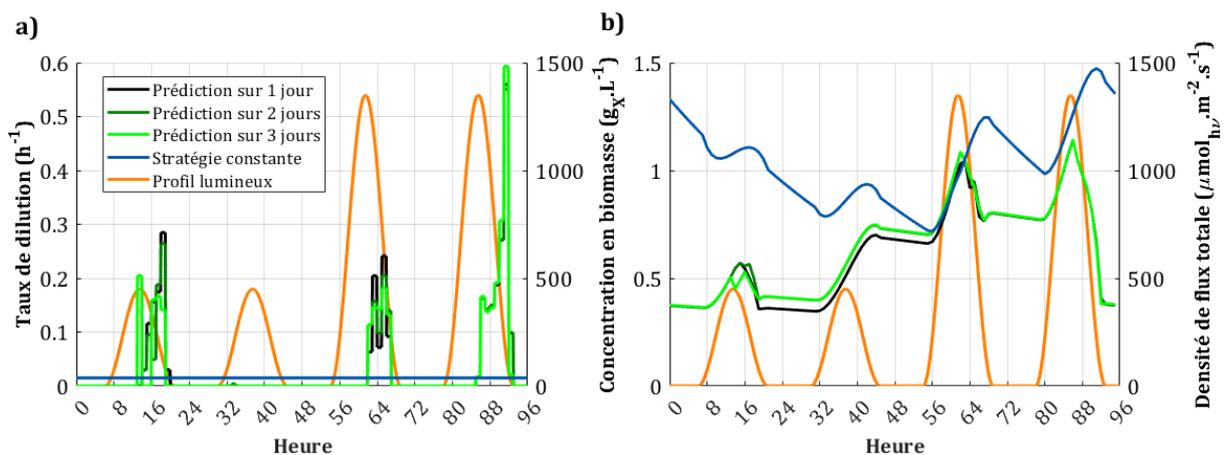


Figure 78. Effets d'une prédiction parfaite de la lumière sur différents horizons longs ($T_s = 2$ jours) :
a) loi de commande b) concentration en biomasse

Sélection d'un horizon optimal en conditions de prédiction parfaites

Les productions ont ensuite été moyennées sur les quatre scénarios typiques pour chaque période T_s et chaque horizon de prédiction long (Tableau XXVI), afin de réduire le nombre de cas d'étude de 36 à 9. Il apparaît que la période T_s influence bien plus les performances de la stratégie constante que celles de la stratégie prédictive. En effet,

passer de $T_s = 1$ jour à $T_s = 3$ jours provoque des pertes de 12,8 % en dilution constante, mais provoque un gain moyen de moins de 1 % en dilution variable optimisée. En résumé, une prédiction parfaite sur ces scénarios à évènement météorologiques longs permet de pousser, en moyenne, la production de 28,3 % par rapport à un optimal en dilution constante. C'est donc sur ce type de scénario que la stratégie MPC se démarque le plus en termes de performances, tant que les erreurs de prédiction sont négligeables. A noter toutefois que ces scénarios à variation longue (motif de répétition de 2, 4 ou 6 jours) ne permettent pas d'atteindre l'optimum moyen de production de référence qui est à $8,32 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$ (moyenne de productivité des 2 journées typiques constituant le scénario). Cette observation est à imputer au mode opératoire « batch » qui apparaît sur plus de 24 heures, indépendamment de la durée du motif, et qui ne permet pas de répéter le profil optimal quotidien pour chaque journée.

S'agissant des conclusions sur un éventuel horizon de prédiction optimal, les performances observées ne permettent pas d'aller plus loin que l'hypothèse formulée ci-avant (optimum de prédiction à 1 jour si souche peu photosensible, sinon optimum à 2 jours). En effet, les productions avec un horizon de 1 jour ne se démarquent pas assez du reste. Sur les 3 périodes étudiées, ces productions sont en moyenne : $8,19 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$, $8,14 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$ et $8,12 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$, pour des horizons de prédiction respectifs de 1, 2 et 3 jours.

L'origine de la faible diminution de $0,07 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$ entre 1 et 3 jours est l'algorithme d'optimisation seul, qui perd légèrement en performances avec le nombre de variables à optimiser (nombre augmentant avec l'horizon de prédiction).

Tableau XXVI. Production de biomasse avec scénarios typiques et prédiction parfaite

Production moyenne ($g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)		Stratégie MPC			Stratégie constante
		Horizon de prédiction (jours)			
		1	2	3	
T_s (jours)	1	8,12	8,15	8,16	6,73
	2	8,20	8,23	8,23	6,47
	3	8,24	8,03	7,96	5,87

Le stress lumineux (Tableau XXVII) est quant à lui relativement faible (en moyenne 0,17 h pour la stratégie MPC, contre 0,45 h pour la stratégie constante). La montée de concentration en biomasse proposée par le mode batch sur une durée relativement longue (supérieure à 24 heures) est donc en effet efficace pour limiter ce stress, qui influence la croissance. A rappeler que ce stress était plus important (en moyenne 0,90 h) pour les journées comprenant des évènements météo (Tableau XXV).

Tableau XXVII. Stress lumineux avec scénarios typiques et prédiction parfaite

Durée moyenne de stress lumineux ($h \cdot jour^{-1}$)		Stratégie MPC			Stratégie constante
		Horizon de prédiction (jours)			
		1	2	3	
T_s (jours)	1	0,3	0,2	0,2	0,6
	2	0,2	0,1	0,1	0,3
	3	0,2	0,2	0,3	0,4

En résumé, un système de production de biomasse avec stratégie MPC répondra mieux en termes de robustesse biologique avec des variations lumineuses longues (sur plusieurs jours) plutôt qu'avec des variations courtes (sur plusieurs heures). Concernant les performances, l'impact sur les gains de production de cette stratégie par rapport à l'optimum en dilution constante est plus grand (28,6 % contre 11,6 %). Concernant la robustesse, le stress biologique dû aux luminosités importantes est aussi mieux maîtrisé (durée de 0,17 h contre 0,90 h avec une prédiction parfaite). Atteindre de tels résultats n'est en revanche possible qu'en optimisant la loi de commande sur un horizon de

prédiction de 1 ou 2 jours. Caractériser la production sur différents horizons de prédiction parfaite n'a pas permis d'identifier avec certitude un horizon de prédiction optimal (productions relativement proches en conditions de photosensibilité faible). Cependant, un horizon de prédiction de 2 jours semble être un bon compromis dans l'optique de rechercher un modèle prédictif générique (Figure 77).

IV.2.2.2 – Simulation des conditions de prédiction typiques

Incertitude météorologique typique

Afin de déterminer les conditions de prédictions optimales lors d'une conduite de culture de microalgues optimisée, il est nécessaire de considérer l'incertitude rencontrée en conditions expérimentales. La qualité de la prédiction est quantifiée par l'erreur RMSE (Root Mean Square Error), critère fréquemment utilisé pour mesurer la différence entre les valeurs prédites et les valeurs observées [180].

Une fois normalisée, cette erreur peut être formulée comme suit :

$$nRMSE(h) = \frac{1}{\overline{y_{meas}}} \sqrt{\sum_t^{N_{data}} \frac{(y_{pred}(t) - y_{meas}(t))^2}{N_{data}}} \quad (50)$$

avec $y_{pred}(t)$ la valeur prédite, $y_{meas}(t)$ sa valeur mesurée, N_{data} le nombre d'observations et $\overline{y_{meas}}$ leur valeur moyenne.

Un modèle de prédiction de l'irradiance global horizontal (*GHI*) sur plusieurs jours a été testé, dans la littérature, au mois de juillet en Italie [181]. Ce modèle se base sur la prédiction de l'éclairement global extraterrestre en conditions ciel non couvert par un modèle de description empirique générique applicable en tout instant et en tout point de la surface terrestre. A cet éclairement est affecté un terme de correction lié à la clarté du ciel, sur la base de mesures pyranométriques. Le modèle a été appliqué à deux sites espacés de 61 km (sites « Ma » et « Gi ») sur des horizons de prédiction de 1, 2 et 3 jours. A partir des résultats de ces travaux [181], les erreurs de prédiction

quotidiennes ont été moyennées sur le mois de juillet, puis normalisées, afin de produire une erreur $nRMSE$ associée à chaque horizon de prédiction (Figure 79).

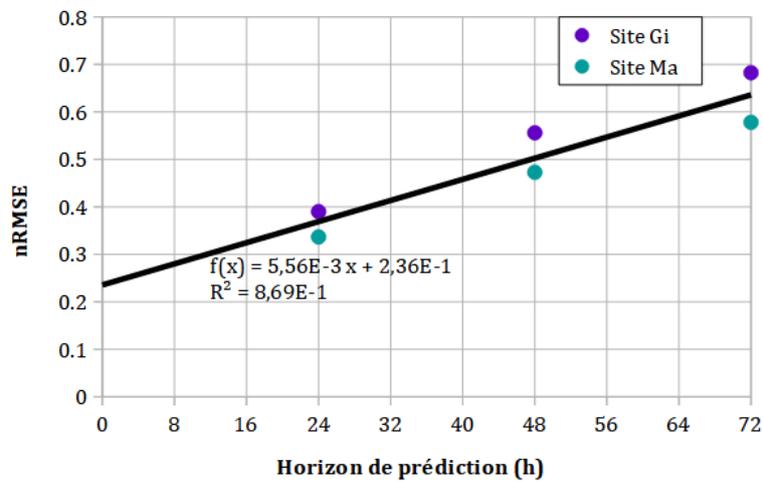


Figure 79. Construction d'une erreur de prédiction météo typique sur un horizon long

L'erreur $nRMSE$ augmente avec l'horizon de prédiction, jusqu'à atteindre des valeurs supérieures à 0,5 (seuil à partir duquel on peut considérer la prédiction d'assez mauvaise qualité). Cette erreur dépend aussi du site étudié (différence d'environ 0,1 pour un horizon de prédiction de 3 jours). Cela montre la sensibilité de la qualité de la prédiction au lieu choisi, et donc l'intérêt de disposer d'un modèle adapté à de la prévision à l'échelle micro-locale.

Une loi de régression affine a été choisie pour caractériser l'évolution typique de l'erreur $nRMSE$ en fonction de l'horizon de prédiction τ , exprimé en h (51). Cette simple loi permet de proposer une erreur de prédiction non nulle pour les horizons de prédiction courts (jusqu'à plusieurs heures). En effet, un modèle même particulièrement développé pour un horizon de prédiction très court (10 minutes) ne permet pas de réduire l'erreur $nRMSE$ en deçà de 0,15 [182]. Cette loi est donnée par :

$$nRMSE_{pred}(\tau) = 5.56 \cdot 10^{-3} \cdot \tau + 0.236 \quad (51)$$

En considérant une erreur semblable sur les composantes directe et diffuse de l'éclairement solaire [183], la prédiction typique des flux solaires collimatés $q_{col,pred}$ et

diffus $q_{dif,pred}$ peut être simulée en fonction du temps, en assimilant l'erreur propre à un bruit d'intensité croissante :

$$q_{col,pred}(t) = q_{col,perf}(t) \cdot (1 + N_{noise}(t)) \quad (52)$$

$$q_{dif,pred}(t) = q_{dif,perf}(t) \cdot (1 + N_{noise}(t)) \quad (53)$$

Ici, $q_{col,perf}$ et $q_{dif,perf}$ sont les valeurs des flux solaires collimatés et diffus tels qu'hypothétiquement parfaitement prédits et N_{noise} est la génération d'un bruit :

$$N_{noise}(t) = \sigma \cdot R_{binom} \quad (54)$$

R_{binom} est un nombre généré aléatoirement par distribution gaussienne centrée en 0 et σ l'écart-type normalisé :

$$\sigma = \frac{1}{\bar{y}} \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_{data}} (y_i - \bar{y})^2}{N_{data}}} \quad (55)$$

Ici, l'écart-type normalisé est assimilé à l'erreur $nRMSE$ (croissante avec le temps), en raison de la formulation similaire de la racine des écarts au carré entre les données et la référence.

Effet des conditions de prédiction typiques sur la stratégie MPC

La caractérisation des performances de la stratégie MPC en fonction d'une incertitude de prédiction typique permet de paramétrer cette stratégie telle qu'elle puisse assurer les meilleures performances en conditions réelles d'implémentation. De la même façon qu'en conditions de prédiction parfaites, la stratégie MPC a été appliquée sur les scénarios à évènements longs avec trois horizons de prédiction : 24, 48 et 72 heures (pour l'ensemble des 12 scénarios). A la différence de l'application d'une stratégie MPC parfaite, l'application d'une incertitude prédictive introduit une part d'aléatoire, ce qui ne permet pas de faire apparaître un état d'équilibre à l'échelle de la période du motif.

Les comportements temporels sont donc moyennés chaque heure sur la base d'une période égale à $4T_g$. Les performances finales sont quantifiées en conséquence, avec les écarts-types associés. Procéder ainsi permet de réduire l'effet seul du caractère aléatoire sur l'erreur de prédiction, et donc sur la culture.

Les résultats (Annexe 11) montrent que la meilleure performance (production) et la meilleure robustesse (limitation du stress lumineux) semblent obtenues pour un horizon de 2 jours. Cependant, les écarts-types associés aux productions sont trop grands, au regard des écarts observés entre les différentes productions obtenues. Les effets d'une incertitude prédictive sur la production optimisée ne sont pas assez marqués pour permettre de définir, avec certitude, un horizon de prédiction optimal, dans ces conditions de prédiction.

Conclusions sur l'horizon de prédiction optimal

En résumé, pour une souche peu photosensible, des conditions de prédictions parfaites montrent qu'un horizon de prédiction de 1 jour permet d'atteindre les performances maximales. Avec une souche moyennement photosensible, cet horizon doit être de 2 jours (en particulier pour un scénario ensoleillé). En conditions de prédictions typiques, les écarts-types associés aux performances ne permettent cependant pas de tirer d'autres conclusions que celles obtenues avec des prédictions parfaites.

Cet horizon de 2 jours est donc considéré comme l'horizon de prédiction optimal pour maximiser la production de biomasse microalgale dans un photobioréacteur solaire. Le modèle de prédiction météorologique doit donc être en mesure de prédire sur un tel horizon les paramètres essentiels au bon fonctionnement du modèle global.

IV.3 – Modèle de prédiction météorologique

L'énergie solaire agit comme ressource lumineuse pour la production de biomasse, mais est également source de perturbations. Comme vu précédemment, la stratégie MPC offre les meilleures performances de production parmi toutes les stratégies, grâce à la prédiction du comportement solaire. Cette prédiction, si elle est fiable, permet d'anticiper les variations météorologiques courtes et longues, et donc de minimiser l'impact de ces perturbations. Cela implique de prédire les composantes du rayonnement solaire, discrétisées sur un horizon optimal de 2 jours, pour les cultures solaires de microalgues.

Dans les applications liées à l'exploitation de l'éclairement solaire, l'horizon de prédiction utilisé peut varier selon les procédés considérés. Dans les applications qui convertissent directement la ressource solaire (photovoltaïque ou thermique), le temps de réponse du procédé à l'apport d'énergie est rapide. C'est pourquoi l'horizon de prédiction est généralement court : de quelques minutes à plusieurs heures au maximum [184]. Dans ce cas, les modèles prédictifs à l'échelle locale (par méthodes d'apprentissage), couplés ou non à des outils de caractérisation du ciel, sont privilégiés. Dans d'autres secteurs, la prévision météorologique est nécessaire sur le plus long terme (de l'ordre d'une semaine) : par exemple, la prédiction des phénomènes pluvieux permet, dans l'agriculture, d'optimiser l'irrigation artificielle [185]. Ici, ces prédictions sont de manière générale fournies par des organismes de météorologie qui disposent de modèles PNT (Prévision Numérique du Temps) appliqués à des superficies relativement grandes.

Pour les microalgues, l'horizon de prédiction optimal de 2 jours est donc un horizon intermédiaire. Ceci reflète de façon cohérente les temps de réponse des systèmes considérés : un procédé non biologique (réactions physico-chimiques chez les matériaux pour la thermique ou le solaire) a un temps de réponse court tandis que les cultures agricoles (croissance lente des macroorganismes végétaux) ont un temps de réponse long. Du fait de leur taux de croissance caractéristique plus élevé que chez les macroorganismes photosynthétiques, les microalgues ont un temps de réponse intermédiaire (taux spécifique de croissance maximal entre 1 et $10 j^{-1}$).

IV.3.1 – Paramètres météorologiques d'intérêt

Les prédictions fournies par le modèle météorologique doivent permettre d'alimenter l'ensemble du modèle de croissance. Jusqu'ici, la température n'était pas considérée puisque maintenue à un optimum. En conditions solaires cependant, une régulation thermique limitée peut induire une variation de la température hors de l'optimum. La variabilité de la température du système aura un impact sur la croissance, en fonction notamment de l'activité enzymatique dans le processus de photosynthèse (II.1.1.2). Ainsi, une prédiction de la température du milieu de culture peut s'avérer nécessaire, en complément de la prédiction de la lumière incidente. L'application du bilan thermique (II.1.3) fait apparaître l'intervention de deux paramètres météorologiques, en complément des flux solaires collimaté et diffus : la température extérieure et la vitesse du vent. Prédire l'évolution dans le temps de ces quatre paramètres permet donc de prédire le comportement du système de culture dans son ensemble (température et croissance dans le milieu), et donc des productions en biomasse et des consommations énergétiques.

En simulant les flux thermiques échangés lors d'une régulation constante à 23 °C sur une année typique nantaise, il apparaît que les flux liés à l'air ambiant (température extérieure et vitesse du vent) ne peuvent être négligés (Figure 80). En effet, ces flux représentent en moyenne 70,5 % de l'énergie totale échangée entre le système et l'extérieur en période d'ensoleillement (Figure 80.a), là où la prédiction de la croissance est la plus sensible. Ce phénomène est principalement lié aux flux de convection avec l'air extérieur, qui représentent en moyenne 49,1 % de l'énergie totale échangée pendant l'ensoleillement (Figure 80.b).

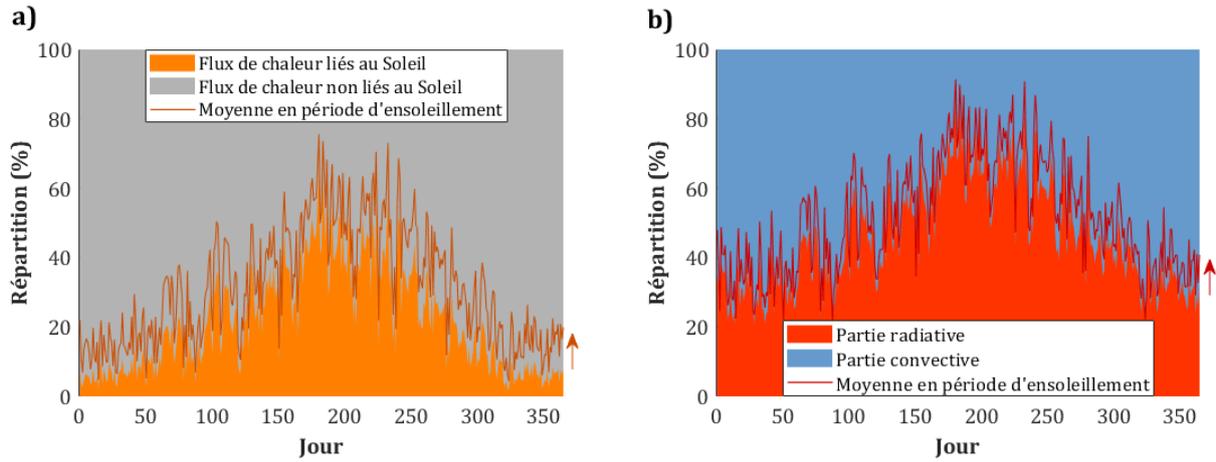


Figure 80. Répartition des flux thermiques échangés au sein d'un PBR réglé à 23 °C (Nantes, 2015) :
a) influence du soleil, b) influence de la part radiative

La connaissance du mouvement apparent du Soleil au cours de la journée est essentiel à la prédiction de l'angle des rayons solaires atteignant la surface illuminée du système de culture [186], car cet angle influe sur la densité de flux collimaté. Par exemple, pour un faisceau lumineux arrivant perpendiculaire à la surface, la surface d'impact est minimale et, par conséquent, la densité de flux collimaté est maximale. Ce phénomène explique l'intérêt du suivi solaire pour les applications de conversion d'énergie lumineuse [187]. L'angle d'incidence par rapport à la normale de la surface d'un PBR plan fixe est donné par [188] :

$$\theta(t) = \arccos(\sin(\beta_{PBR}) \cdot \cos(e_{sol}(t)) \cdot \cos(\gamma_{PBR} - a_{sol}(t)) + \cos(\beta_{PBR}) \cdot \sin(e_{sol}(t))) \quad (56)$$

avec a_{sol} (rad) l'angle d'azimut (89), e_{sol} (rad) l'angle d'élévation solaire (90), β_{PBR} (rad) l'angle d'inclinaison du PBR par rapport au sol et γ_{PBR} (rad) l'angle d'orientation du PBR par rapport au nord. Par les angles d'azimut et d'élévation, l'angle d'incidence dépend de la prédiction de la position du Soleil dans le ciel par rapport à un point précis de la Terre.

Un modèle, présenté en Annexe 12, permet de décrire avec une grande fiabilité ces angles en fonction du jour de l'année et du moment de la journée. Ce système d'équations basé sur des fonctions trigonométriques, utilise les caractères périodiques de l'orbite elliptique de la Terre autour du Soleil et de la rotation de la Terre autour

de son axe d'inclinaison. Les phases de jour et de nuit sont déduites de ce modèle : le passage en valeur négative de l'angle d'élévation correspond au coucher du Soleil, tandis que son passage en valeur positif correspond au lever du Soleil.

IV.3.2 – Etat de l'art

IV.3.2.1 – Prévision numérique du temps

Une approche possible est d'utiliser les prédictions fournies par des organismes officiels de météorologie et de climatologie (Météo France ou service Weatherbit), par le biais de requêtes par API (Application Program Interface). La méthode de prédiction de ces organismes repose sur la PNT (Prévision Numérique du Temps), discipline fondée en 1922 [189]. Son principe est de prédire le comportement de l'atmosphère par le biais d'un système d'équations (telles que les équations de Navier-Stokes [190]) caractérisant la physique des nuages, la convection atmosphérique verticale, les effets radiatifs atmosphériques, etc. La prévision de ces phénomènes physiques propres à l'atmosphère repose sur un ensemble de mesures locales (stations météo) ou satellitaires : Météosat [191], MSG [192] (Figure 81).

Cependant, les prévisions fournies ne s'appliquent pas sur les horizons requis pour la stratégie MPC (prédiction sur 48 heures avec actualisation des données chaque heure). La stratégie serait donc être dégradée afin de s'adapter aux horizons et pas de temps sur lesquels reposent les prédictions. Se pose également la contrainte du bon fonctionnement, en continu, de la communication avec les serveurs d'un organisme externe. En effet, la stratégie optimale consiste à actualiser toutes les heures la prédiction météo. Une interruption temporaire de l'arrivée des données depuis Météo France signifierait une discontinuité dans l'optimisation du procédé, discontinuité pouvant amener à des pertes de performances, voire à un risque de perte de la culture. Une dernière contrainte d'ordre économique est à prendre en compte, puisque le service par payant dans le cas de requêtes fréquentes. L'approche par récupération de données prédictives depuis un organisme tiers a donc été écartée.



Figure 81. a) Satellite MSG [193] b) Imagerie satellite à usage public (Narabeen Beach, Australie) [194]

IV.3.2.2 – Méthodes d'apprentissage

La continuité de l'optimisation du procédé doit être assurée par la continuité de la prédiction météorologique. Un modèle adapté à l'échelle locale doit alors être développé, tel qu'il puisse prédire en continu les paramètres météorologiques nécessaires pour alimenter le modèle de croissance, sur un horizon de 2 jours. Ce modèle météorologique constitue donc une brique du modèle global de production en conditions expérimentales. Comme dit précédemment, pour des raisons de simplicité, une approche par modélisation de type PNT basée sur la caractérisation atmosphérique [195], telle qu'utilisée par les organismes météo, n'a pas été choisie.

Une étude comparative [196] a été menée sur les principales méthodes de modélisation par apprentissage pour la prévision de l'éclairement global (paramètre essentiel dans la caractérisation de la photosynthèse). Le but de ces méthodes par apprentissage est de reconnaître, puis reproduire des comportements récurrents dans le temps. Dans la prévision météo, il semble effectivement adéquat de supposer de tels récurrences, en raison du caractère périodique des profils de lumière et de température (cycles circadiens). Parmi ces méthodes figurent la régression par machine à vecteurs de support, la régression par processus gaussien et les réseaux neuronaux artificiels.

La régression par machine à vecteurs de support [197] produit un espace à plusieurs dimensions à partir de données de référence, par une cartographie non linéaire. Ensuite, sont optimisés les paramètres internes d'une fonction telle qu'elle permet une régression linéaire passant par le plus de points dans l'espace multi-dimension créé. Quant à la

régression par processus gaussien [198], celle-ci a l'avantage de ne pas être limitée par la forme de cette fonction de régression (elle est dite non-paramétrique). En effet, cette fonction est définie par une fonction moyenne et par une fonction de covariance (appelée kernel). La phase d'apprentissage consiste à rechercher la meilleure distribution gaussienne multi-variable en ajustant les paramètres impliqués dans la fonction de covariance. Cette approche par processus gaussien permet de quantifier directement l'erreur de prédiction, que l'on peut associer à la variance de la distribution.

Dans le cas des réseaux de neurones artificiels [199], la régression est non linéaire. En effet, celle-ci repose sur la conception d'un réseau d'unités (appelées neurones artificiels) interconnectées, transformant un signal d'entrée en un signal de sortie par l'identification de paramètres ajustables appelés poids synaptiques. Il s'agit en l'occurrence de mettre en place un modèle neuromimétique, à savoir une intelligence artificielle de type « connexionniste par analogie métaphorique » [200]. Pendant la phase d'apprentissage, ce réseau est optimisé par la mise à jour itérative des poids synaptiques, de telle sorte à ajuster les sorties du modèle aux données cibles. Finalement, une phase de test permet de valider le modèle grâce à un jeu de données de référence et de quantifier l'erreur de prédiction, appelée erreur de généralisation.

IV.3.2.3 – Réseau de neurones LSTM

Généralités sur le réseau neuronal

Parmi les différentes approches de l'étude comparative, le réseau de neurones de type LSTM (« Long Short-Term Memory ») propose les meilleures performances en termes de précision, pour les horizons de prédiction les plus élevés (supérieurs à 4 heures). En effet, le besoin en matière de prédictions météorologiques longues (horizon supérieur à plusieurs heures ou jours) tend à privilégier cette approche [201], [202].

Par sa simplicité de mise en œuvre, ce modèle LSTM a été choisi pour prédire les paramètres météorologiques nécessaires à la prédiction de la croissance. Ce modèle nécessite d'être développé et adapté à l'échelle locale, en l'alimentant par des mesures en ligne météorologiques. Une fois développé, il devient une brique du modèle global de

contrôle de la culture, en remplaçant les scénarios simulés jusqu'ici. Cette brique constitue la dernière partie du modèle global, nécessaire à l'implémentation de stratégies prédictives de contrôle en conditions solaires réelles. Sa mise en place s'est appuyée sur les apports du laboratoire PROMES quant à la construction de modèles prédictifs de la lumière solaire sur des horizons de plusieurs heures [196].

Le modèle LSTM, introduit en 1997 [203], est un réseau de neurones artificiels (ANN), plus particulièrement un réseau de neurones récurrent. Un réseau de neurones artificiels est un système inspiré du fonctionnement des neurones biologiques. Ce système est composé d'unités (les neurones formels) divisés en une ou plusieurs couches (Figure 83). L'idée du neurone formel [204], introduite en 1943, a abouti au développement du perceptron [205] en 1958. Le perceptron, capable de détecter des motifs de répétition, a depuis permis l'essor des réseaux de neurones : réseaux à propagation avant (FNN), réseaux récurrents (RNN), réseaux convolutifs (CNN), etc. Grâce à leurs capacités à traiter efficacement des problèmes complexes non linéaires, l'utilisation de ces réseaux est largement plébiscitée pour de nombreuses applications telles que la détection d'objets, la reconnaissance faciale (Figure 82) ou la robotique [206]-[216].

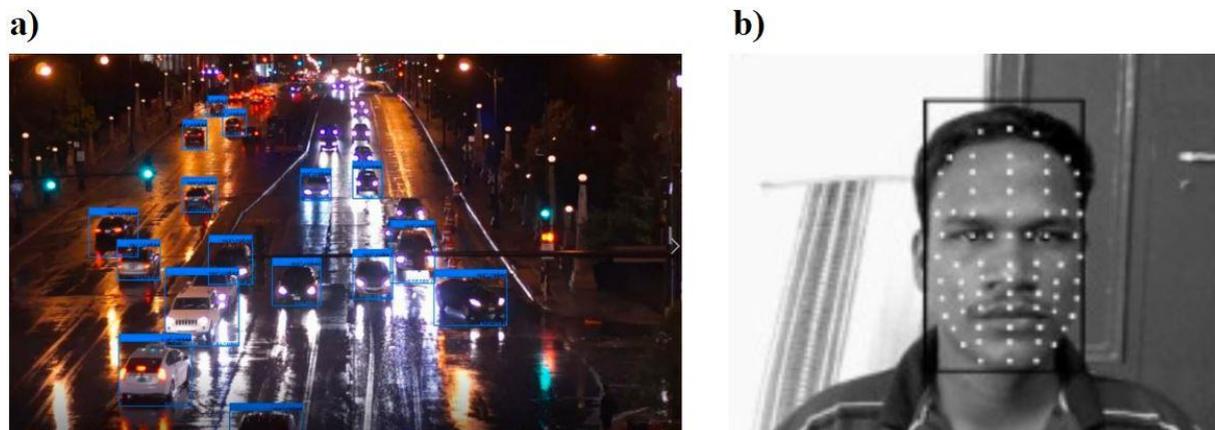


Figure 82. Exemples d'application des réseaux de neurones : a) détection de véhicules [217],
b) reconnaissance faciale [218]

Les réseaux RNN, développés depuis 1986 [219], sont composés de neurones récurrents (Figure 83.b). Dans ces réseaux, une rétroaction des sorties des neurones influe sur leurs entrées respectives, ce qui permet de mettre en évidence un comportement dynamique. Ainsi, à la différence d'un réseau de neurones à propagation avant (Figure 83.a), le

réseau RNN est particulièrement adapté aux problèmes d'analyse et de prévision des séries temporelles (notamment la reconnaissance de la parole ou de l'écriture manuscrite). Ceci explique en partie l'intérêt porté à de tels systèmes (d'après Scopus, environ 4 fois plus d'articles scientifiques traitent des RNN plutôt que des FNN). A noter que dans le cadre d'une prévision de séries temporelles, l'utilisation de ces réseaux nécessite d'avoir en couche d'entrée des données antérieures d'un ou plusieurs paramètres, pour déterminer en couche de sortie les valeurs futures d'un ou plusieurs paramètres.

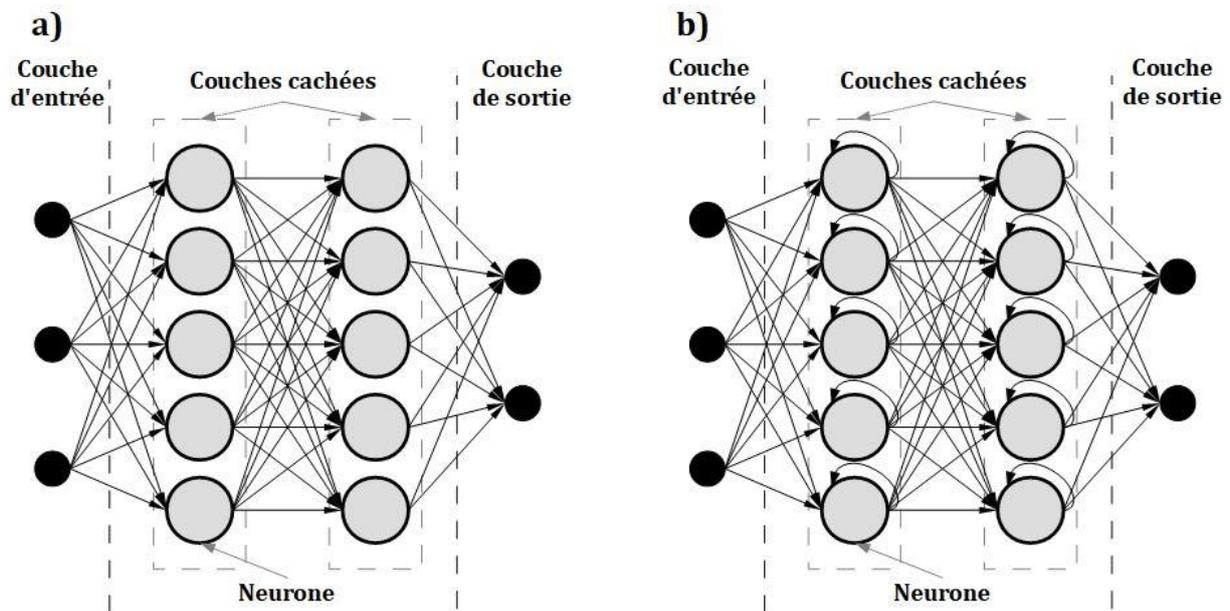


Figure 83. Réseau de neurones a) à propagation avant b) récurrent

Détails sur le neurone LSTM

Dans le cas du modèle LSTM, chaque neurone est une unité LSTM (Figure 84), une unité récurrente dérivée du perceptron. La structure est identique pour tous les neurones. Cependant, chaque neurone possède des poids internes différents (poids d'entrée W_I , poids récurrent W_R , biais B), qui sont des paramètres optimisés lors du processus d'apprentissage. Les états cellulaire c (57) et cachés h (58), varient ainsi selon les valeurs des poids.

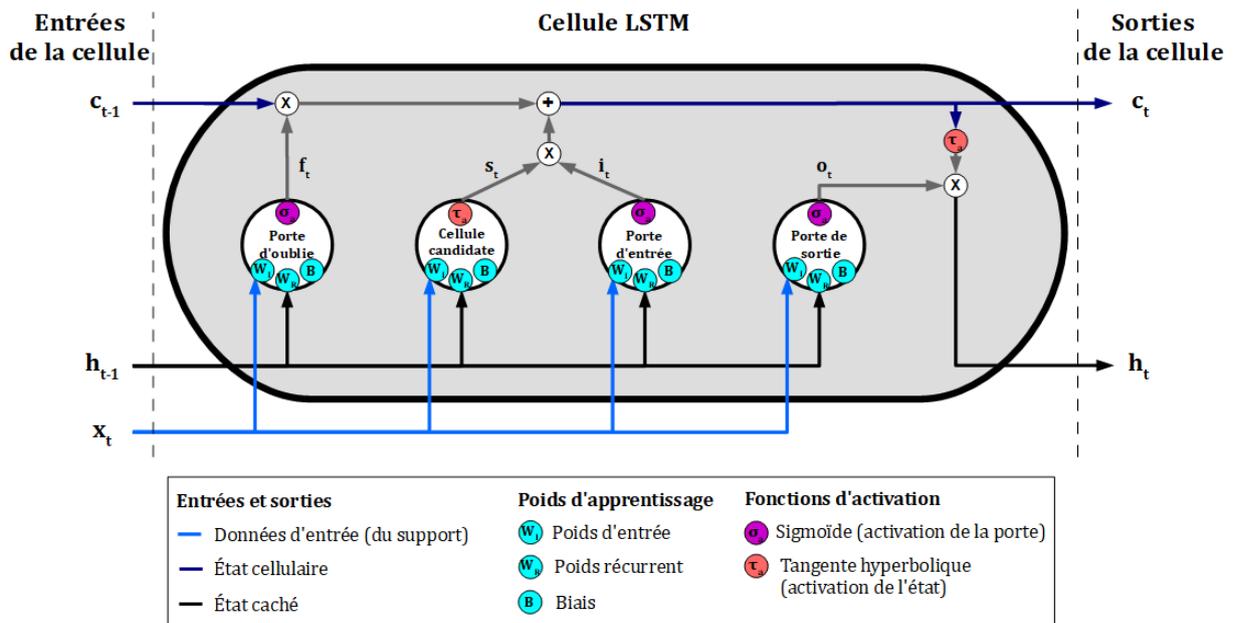


Figure 84. Fonctionnement d'une cellule LSTM

L'état cellulaire (57) a pour but d'encoder l'ensemble des données précédentes qui ont été traitées (mémoire longue), tandis que l'état caché (58) encode uniquement la donnée précédente (mémoire courte). La présence de ces 2 états dans la cellule LSTM permet ainsi de prendre en compte les données antérieures à court et à long terme dans la production des signaux en sortie.

$$c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot s_t \quad (57)$$

avec f_t la sortie de la porte d'oubli, c_{t-1} l'état cellulaire précédent, i_t la sortie de la porte d'entrée et s_t la sortie de la porte d'activation du candidat.

$$h = o_t \cdot \tau_a(c_t) \quad (58)$$

avec o_t la sortie de la porte de sortie et τ_a la fonction d'activation tangente hyperbolique.

La porte d'oubli f_t (59) permet de réinitialiser l'état cellulaire, c'est-à-dire, si nécessaire, d'oublier la donnée précédente par la réinitialisation de l'état cellulaire antérieur c_{t-1} . La porte d'activation du candidat s_t (60) couplée à la porte d'entrée i_t (61) alimentent

l'état cellulaire de la donnée actuelle pour l'ajouter à toutes les données antérieures. La porte de sortie o_t (62) permet quant à elle d'ajouter à l'état cellulaire (données lointaines) les informations de l'état caché précédent (donnée antérieure la plus récente).

$$f_t = \sigma_a(I_f \cdot x_t + R_f \cdot h_t + B_f) \quad (59)$$

$$s_t = \sigma_a(I_s \cdot x_t + R_s \cdot h_t + B_s) \quad (60)$$

$$i_t = \sigma_a(I_i \cdot x_t + R_i \cdot h_t + B_i) \quad (61)$$

$$o_t = \sigma_a(I_o \cdot x_t + R_o \cdot h_t + B_o) \quad (62)$$

avec σ_a la fonction d'activation sigmoïde. W_I , W_R et B sont les poids d'entrée, les poids récurrents et les biais de chacune des portes. Pour toutes les portes, les valeurs de ces 3 derniers paramètres sont optimisées au cours de l'entraînement. Ils représentent les synapses, c'est-à-dire les connexions entre neurones. Ainsi, pour une couche de m neurones suivie d'une couche de n neurones, chacun de ces paramètres (pour une porte donnée) a une dimension $m \cdot n$.

Les fonctions d'activation σ (63) et τ (64) permettent respectivement d'ajouter de la non-linéarité au modèle : en effet, elles produisent une sortie non-linéaire normalisée, pour une entrée linéaire. Sans elles, le modèle de prédiction se comporterait comme un simple modèle de régression linéaire, rendant impossible l'apprentissage de motifs complexes. La fonction sigmoïde σ (Figure 85.a) est utilisée pour l'activation de porte : sa forme en S produit un gradient lisse, évitant ainsi des sauts dans les valeurs de sortie (valeurs comprises entre 0 et 1). Passer par cette fonction permet de décider si l'information est importante (sortie proche de 1), ou si elle doit être oubliée (sortie proche de 0). La fonction tangente hyperbolique τ (Figure 85.b) est, elle, utilisée pour l'activation d'état : étant centrée en zéro, la sortie devient soit fortement négative, soit neutre, soit fortement positive (valeurs comprises entre -1 et 1). Recentrer ainsi les

données permet essentiellement de réguler les sorties de valeur élevée, rendant ainsi l'apprentissage plus aisé pour la couche suivante.

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(x)} \quad (63)$$

$$\tau(x) = \frac{\exp(x) - \exp(-x)}{\exp(x) + \exp(-x)} \quad (64)$$

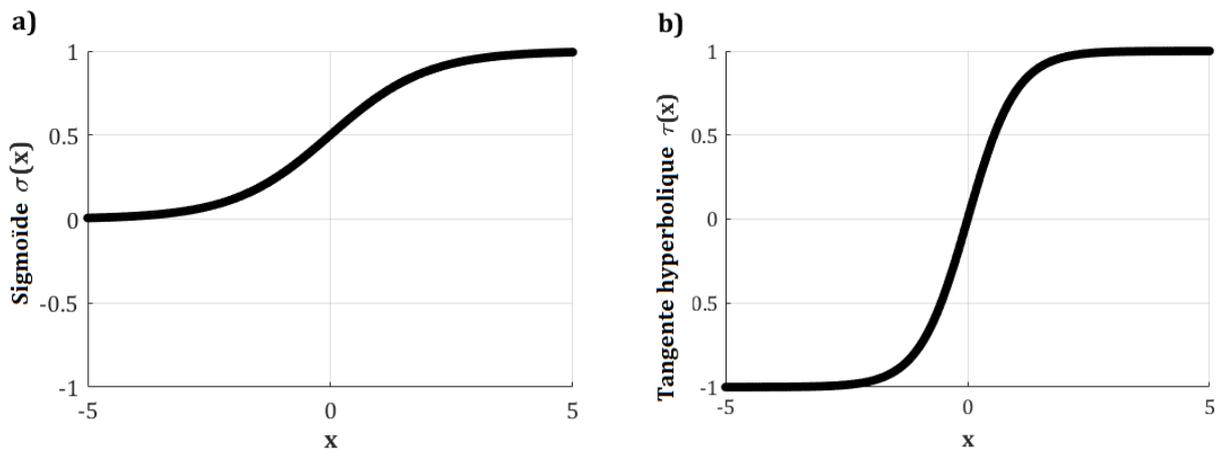


Figure 85. Fonctions d'activation : a) sigmoïde b) tangente hyperbolique

En résumé, la connexion entre les neurones d'une couche n et les neurones d'une couche $n+1$ permet de transformer un jeu d'entrées (avant la première couche) en jeu de sorties (après la dernière couche). Dans le cas du réseau LSTM, la structure des cellules LSTM décrite ci-avant permet au modèle de prendre en compte les données lointaines et les données récentes qui définissent le support d'observation (mesures météorologiques en ligne). Le modèle est donc capable de travailler à partir de séquences temporelles.

Procédé d'apprentissage profond

La variation des poids W_I , W_R et B des portes de chaque cellule LSTM permet la variation des états cellulaires et cachés, et donc modifie le transfert du signal entre l'entrée et la sortie du réseau. L'approche d'apprentissage profond (ou « deep-learning »), consiste à faire apprendre le réseau, en modifiant l'ensemble de ses poids, à partir d'un jeu de données connues. Pour cela, une fonction de « coût » $L2$ est

introduite : elle compare la sortie du modèle, obtenue pour un ensemble de poids définis, à la sortie attendue (données de référence).

$$L2 = \sum_t^{N_{data}} (y_{ref}(t) - y_{pred}(t))^2 + \lambda_{ANN} \cdot \sum_i^{N_W} |W(i)|^2 \quad (65)$$

avec $y_{pred}(t)$ la valeur prédite, $y_{ref}(t)$ la valeur de référence, N_{data} le nombre de données utilisées pour l'entraînement, λ_{ANN} le poids de régularisation (Tableau XXIX), N_W le nombre de poids du réseau et W les valeurs de ces poids.

Cette fonction doit être minimisée afin de fournir les meilleures performances, la phase d'apprentissage correspond finalement à un problème d'optimisation :

$$\begin{aligned} Crit_{ANN} &= \min_W(L2) \\ t. q. &\begin{cases} 0 \leq W \\ W \leq 1 \end{cases} \end{aligned} \quad (66)$$

L'algorithme d'optimisation stochastique utilisé est l'algorithme Adam [220] (Adaptive Moment Estimation), un algorithme à taux d'apprentissage adaptatif. Son but est de minimiser la fonction coût en adaptant le taux d'apprentissage à chaque itération du processus d'entraînement. Le taux d'apprentissage, ou vitesse d'évolution des poids, est notamment un paramètre important pour mener une phase d'apprentissage performante (Figure 86). Au cours du processus d'optimisation, l'algorithme Adam utilise la méthode de descente de gradient (pente de la fonction de coût pour un ensemble de poids donné). En effet, la recherche d'un gradient nul signifie que la fonction de coût atteint un minimum local. Cet algorithme a été choisi pour le modèle LSTM, en raison notamment de sa capacité à traiter des problèmes de gradients épars.

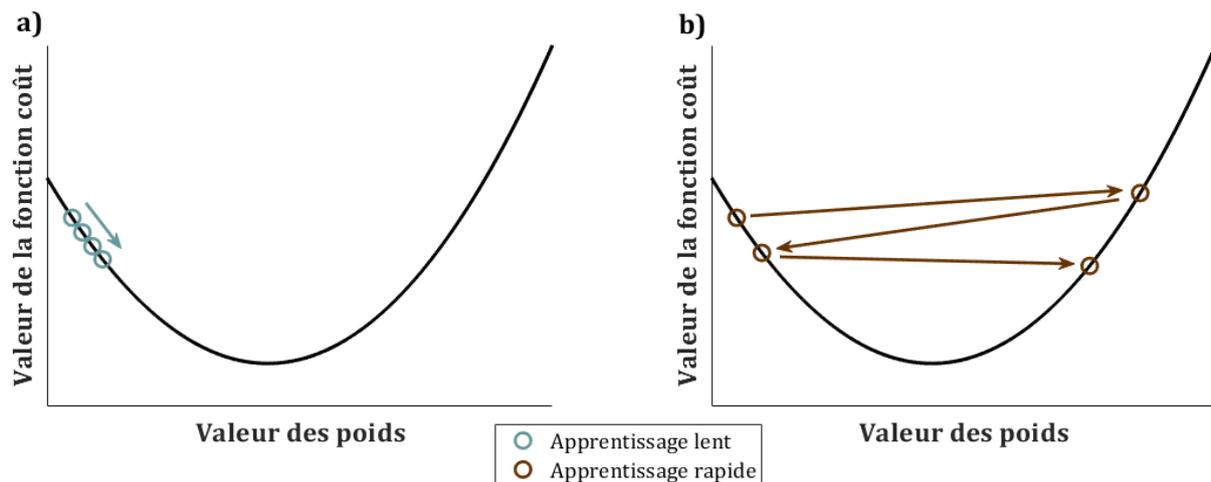


Figure 86. Réduction de la fonction de coût en phase d'entraînement avec
a) un taux d'apprentissage faible, b) un taux d'apprentissage élevé

IV.3.3 – Construction d'un modèle LSTM

IV.3.3.1 – Méthodologie de construction

Configuration du modèle et hyperparamètres

Les performances de prédiction sont conditionnées par la configuration du modèle : type et taille des entrées, architecture du réseau, type et taille des sorties. La phase d'apprentissage (nombre d'itérations, algorithme d'optimisation, taux d'apprentissage) joue également un rôle dans la capacité prédictive du modèle. Un ensemble d'hyperparamètres (Figure 87) susceptibles d'agir sur les performances du modèle de prédiction a été étudié, puis optimisé en vue de fournir la meilleure configuration du modèle. A noter que certains hyperparamètres (découpage des données, type de neurones utilisés et algorithme d'optimisation) resteront inchangés. La recherche de la meilleure configuration passe par la minimisation de l'erreur de généralisation, qui est l'indicateur de performance du modèle LSTM.

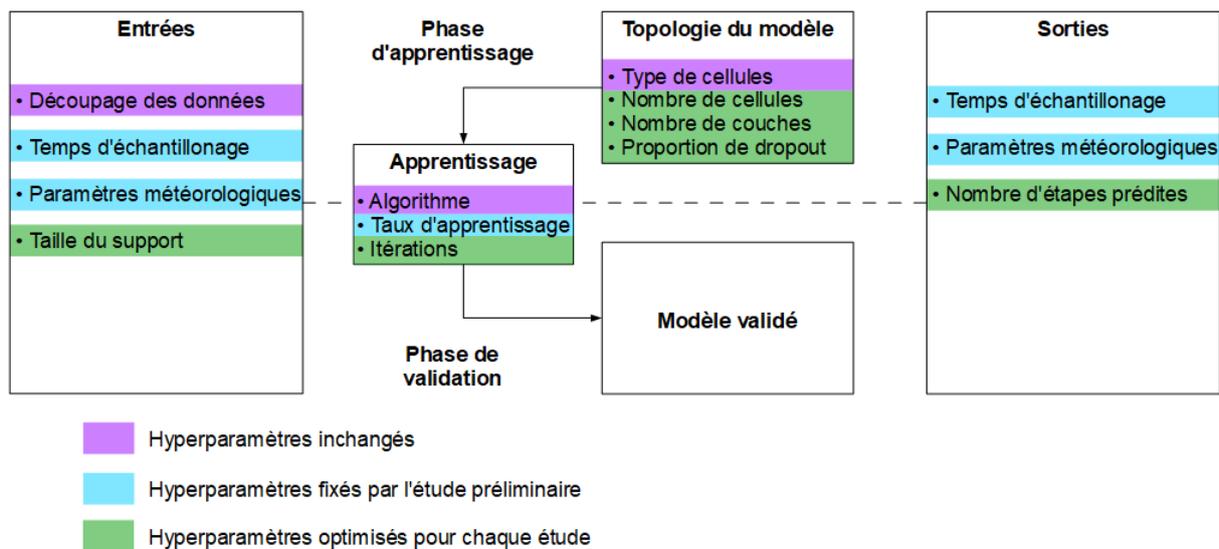


Figure 87. Hyperparamètres étudiés

Données utiles à l'apprentissage et à la validation du modèle

Les entrées du réseau correspondent aux données météorologiques observées sur le long terme, données qui font également office de référence pour la caractérisation de l'erreur de prédiction. Ce support d'observation est alimenté par les mesures météorologiques locales provenant de la plateforme AlgoSolis acquises depuis plusieurs années : grâce à un pyranomètre (modèle BF5 de chez Delta-T Devices, Figure 88.a) pour l'éclairement global horizontal (GHI) et l'éclairement diffus horizontal (DHI), grâce à une station météorologique (modèle « Vantage Pro 2 Plus » de chez Davis Instruments, Figure 88.b) pour la température extérieure (T_{ext}) et la vitesse du vent (s_{wind}).

Pour chaque paramètre météorologique étudié, les données sont normalisées entre 0 et 1 pour les phases d'apprentissage et de validation. Cela rend possible la conjugaison de plusieurs de ces paramètres en entrée du modèle, si cela améliore les performances. La valeur -1 est assignée aux données manquantes (phénomène assez récurrent lors des acquisitions). Cette astuce permet de traiter les discontinuités dans les données, en isolant celles-ci hors des bornes de normalisation.

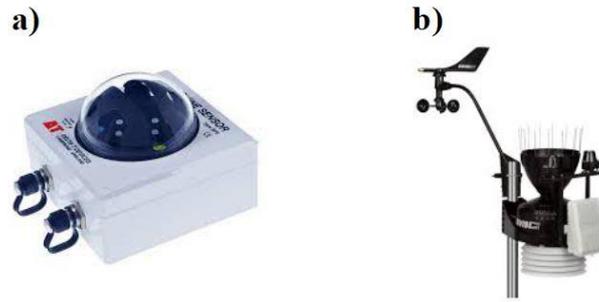


Figure 88. Appareils de mesures : a) pyranomètre (modèle BF5 de Delta-T Devices),
b) station météorologique (modèle Vantage Pro 2 de Davis Instruments)

Avec l'objectif de développer un modèle de prédiction générique et applicable à n'importe quelle période de l'année, les données utilisées pour entraîner et tester le modèle suivent un découpage 50/50 : un jeu annuel pour la phase d'apprentissage, un autre jeu annuel pour la phase de validation. Parmi les mesures disponibles (de 2014 à 2021), les sets contenant le maximum de données accessibles ont été choisis (Tableau XXVIII, Figure 89).

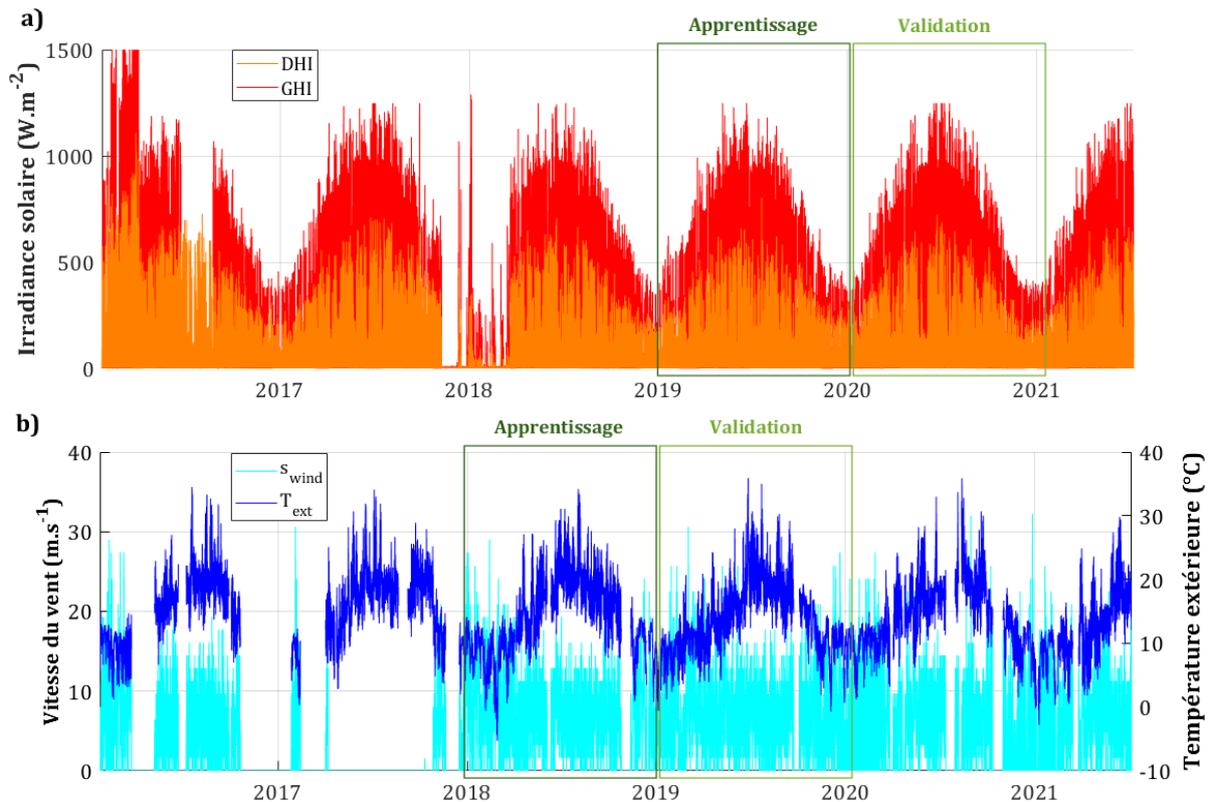


Figure 89. Données locales d'AlgoSolis utilisées pour la construction du modèle météorologique

Tableau XXVIII. Répartition des données historiques pour la construction du modèle

Paramètre météo	<i>DHI</i>	<i>GHI</i>	<i>s_{wind}</i>	<i>T_{ext}</i>
Année utilisée pour la phase d'apprentissage	2018		2019	
Données manquantes	0 %		9,1 %	
Année utilisée pour la phase de validation	2019		2020	
Données manquantes	0 %		3,5 %	

Principe d'optimisation numérique du modèle

S'agissant des entrées et sorties du modèle, le pas de temps ainsi que le couplage potentiel de plusieurs paramètres météo peuvent être investigués. Concernant l'entrée, la taille du support d'observation (l'historique d'observations considérées) est à prendre en compte dans la configuration du modèle. Concernant la sortie, deux solutions peuvent être envisagées quant au type de prédiction. Cette prédiction peut être du type « one-step ahead » (IV.3.3.2) : une seule donnée est prédite en sortie du modèle puis réintroduite dans une boucle itérative jusqu'à atteindre l'horizon de prédiction. Cette prédiction peut sinon être du type « multi-step ahead » (IV.3.3.3), où la sortie du modèle est une séquence de données sur l'horizon de prédiction.

Pour la topologie du réseau, le nombre total de neurones cachés (type de neurones utilisés : cellules LSTM) et leur structuration en différentes couches (couches LSTM) sont étudiés. De plus, la possibilité de réaliser une régularisation par « drop-out » est envisagée. Le drop-out permet de désactiver, avec une probabilité définie, certains neurones d'une couche cachée (couche LSTM). Les neurones à désactiver sont sélectionnés aléatoirement et des poids nuls leurs sont affectés, de sorte qu'ils transmettent un signal de sortie nul, indépendamment des signaux reçus en entrée. Les neurones concernés n'ont alors plus d'interaction avec les neurones de la couche suivante. Cette régularisation permet d'améliorer les performances du modèle en limitant les risques de sur-apprentissage, le sur-apprentissage pénalisant la capacité de généralisation des modèles neuronaux.

Les options propres au procédé d'apprentissage, tels que le taux d'apprentissage (vitesse à laquelle les poids sont mis à jour) et le nombre d'itérations (nombre de passages sur la séquence d'entraînement) doivent également être optimisés.

Dans ces travaux de thèse, chaque réseau de neurones LSTM a été entraîné par la fonction *trainNetwork* (Figure 90), puis évalué par la fonction *predict*, toutes deux incluses dans la « Deep Learning Toolbox » de Matlab. Le modèle ainsi obtenu est directement utilisable par le logiciel pour simuler les conditions météorologiques à venir.

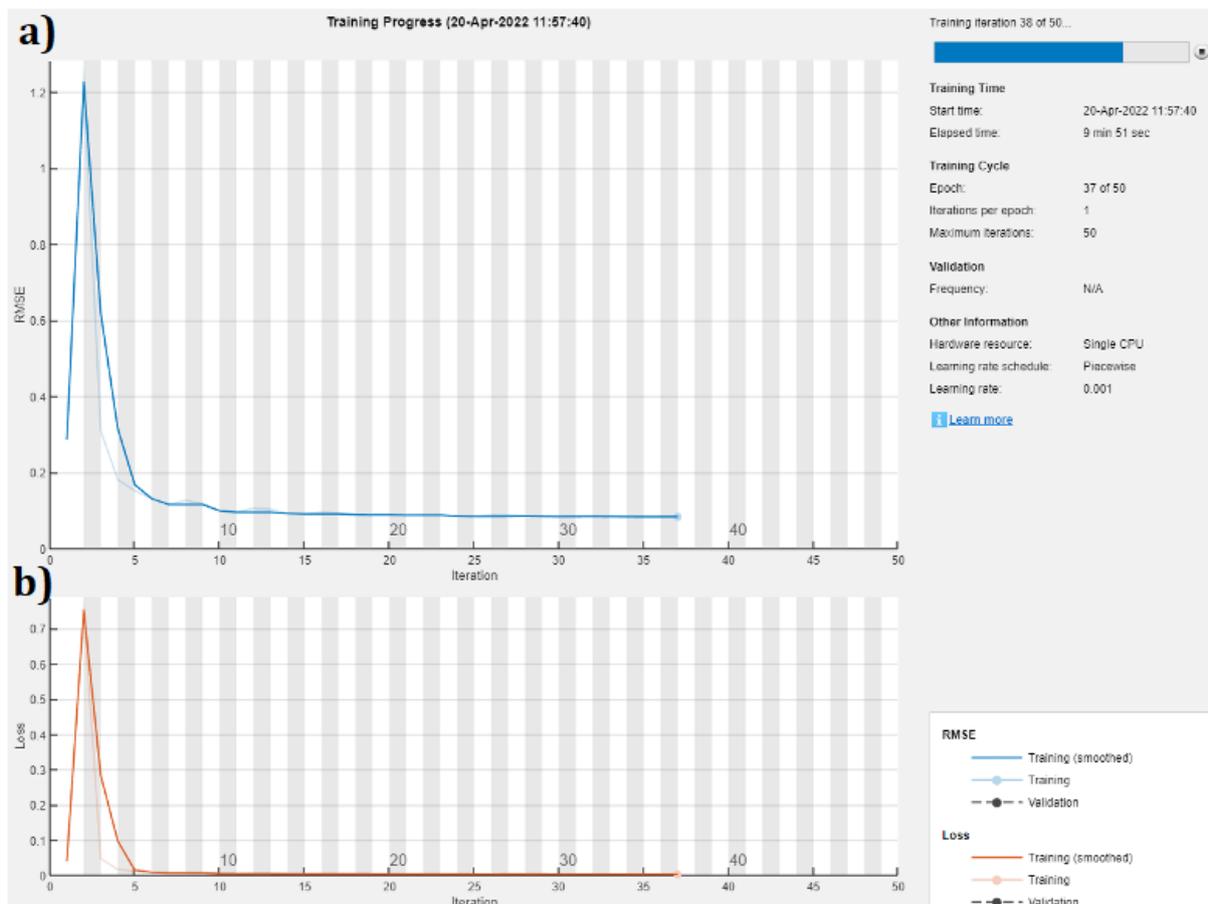


Figure 90. Interface Matlab pour la phase d'apprentissage du modèle : a) RMSE, b) fonction de coût

La qualité de la prédiction du modèle est définie par défaut par l'erreur *nRMSE* (50) en phase de validation, qui est ici le critère de performance à minimiser. En prédiction « one-step ahead », l'erreur *nRMSE* est calculée pour la première étape de prédiction, tandis qu'elle est moyennée sur l'ensemble des étapes sur l'horizon de prédiction en prédiction « multi-step ahead ». Chaque configuration étudiée est testée trois fois afin

de définir une erreur de prédiction moyenne indépendamment des conditions initiales. En effet, pour chaque entraînement, les valeurs initiales des poids synaptiques et des biais sont fixées aléatoirement. Procéder de la sorte permet d'éviter qu'un jeu de valeurs initiales favorise certaines configurations aux dépens d'autres configurations tout au long du processus de recherche de la configuration optimale.

IV.3.3.2 – Prédiction « one-step ahead »

Principe de la prédiction « one-step ahead »

L'approche conventionnelle de prédiction météorologique de séries temporelles consiste à utiliser une boucle de rétroaction dans le processus de prédiction (Figure 91). La sortie prédite à un instant t vient s'ajouter au support d'observation pour alimenter le nouveau jeu d'observations pour la prédiction à l'instant $t+1$. Ce processus est itératif jusqu'à atteindre l'horizon de prédiction considéré. Ainsi, le support peut alors être constitué de tout ou partie de valeurs prédites par le modèle, et pas uniquement de mesures. A noter qu'avec cette approche « one-step ahead » (OSA), l'erreur de prédiction croît avec l'horizon de prédiction.

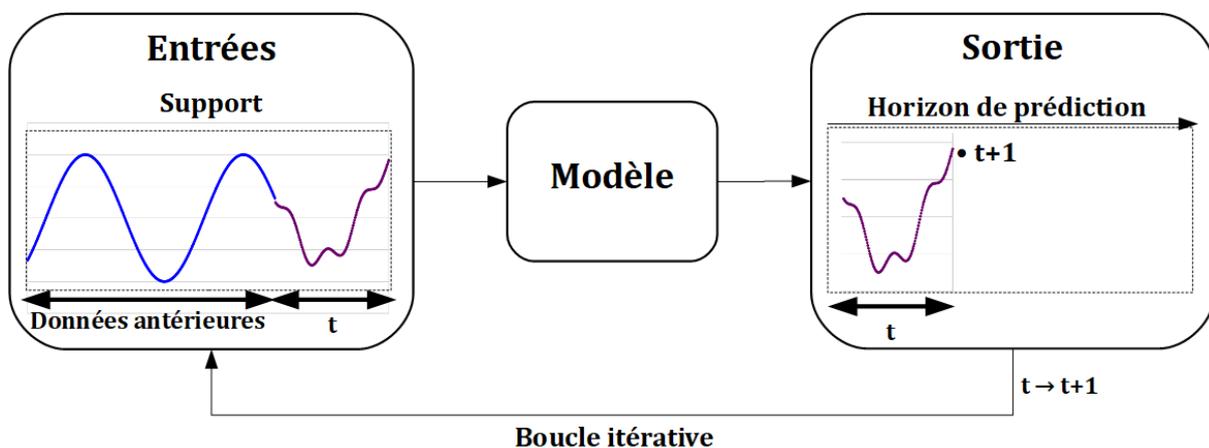


Figure 91. Principe de la prédiction à un pas (« one-step ahead »)

Conditions de couplage, d'échantillonnage et hyperparamètres fixés

Une investigation préliminaire a permis d'étudier le couplage des paramètres météorologiques en entrée du modèle, en sachant les dépendances des dynamiques des phénomènes météorologiques (notamment la vitesse du vent qui agit sur le temps de passage des nuages, et donc sur les flux solaires). Cependant, il est rapidement apparu que la prédiction est d'autant meilleure que le modèle se concentre en entrée et en sortie sur un seul paramètre météorologique à la fois. Ceci peut être dû à la nature des entrées utilisées ici, puisque dans la littérature des modèles similaires montrent de bonnes performances de prédiction avec la combinaison de certains paramètres d'entrée (exemple pour la prédiction seule de la température extérieure à court [221] ou long terme [222]). Ainsi, la prédiction de chacun des quatre paramètres météorologiques se fera par un réseau de neurones qui lui sera propre. En revanche, afin de réduire le temps alloué à la phase de construction des modèles, une architecture unique sera utilisée. Cette architecture sera dite optimale lorsque l'erreur de prédiction moyenne sur l'irradiance globale horizontale (*GHI*) sera minimale pour le scénario de validation. L'effort d'optimisation de la configuration se concentre sur ce paramètre météorologique, puisqu'il s'agit d'un paramètre essentiel dans la photosynthèse et donc dans la croissance, mais aussi un paramètre qui provoque les incertitudes de prédiction les plus élevées parmi les quatre paramètres météorologiques d'intérêt.

Ensuite, une seconde étude a porté sur l'effet de l'échantillonnage des données et a montré que les performances de prédiction étaient meilleures avec un échantillonnage de 10 minutes plutôt qu'un échantillonnage d'1 heure (*nRMSE* respectives de 0,34 et 1,46 pour une même architecture). Une dernière étude a montré que les options d'entraînement (à l'exception du nombre d'itérations) par défaut assuraient en majorité les meilleures performances (Tableau XXIX). Ces résultats permettent de fixer un ensemble d'hyperparamètres pour la suite de l'étude.

Tableau XXIX. Hyperparamètres fixés

Hyperparamètre	Plage étudiée	Valeur optimale	Unité	Description
λ_{ANN}	[0,001, 10 ⁻⁵]	10 ⁻⁴	/	Poids de régularisation
DP	$[\frac{EP}{5}, \frac{4}{5}EP]$	$\frac{EP}{2}$	/	Itération à laquelle le taux d'apprentissage décroît
DR	[0, 0,5]	0,2	/	Facteur de décroissance du taux d'apprentissage appliqué à l'itération DP
G_{lim}	[1, +∞]	1	/	Seuil du gradient avant écrêtage
LR_0	[5·10 ⁻⁵ , 0,05]	0,005	/	Valeur initiale du taux d'apprentissage
t_s	[10, 60]	10	min.	Temps d'échantillonnage

Recherche de la configuration optimale du modèle « one-step ahead »

L'exploration des meilleures configurations a ensuite été conduite en faisant varier les hyperparamètres restants : taille du support d'observation, topologie du réseau (nombre de couches cachées, nombre de neurones sur chaque couche, proportion de désactivation) et nombre d'itérations durant l'apprentissage. A la suite de cette phase d'exploration, un plateau a été atteint avec la prédiction de l'irradiance globale (Figure 92). L'apparition de ce plateau indique que la configuration optimale a été atteinte, après variation et sélection des hyperparamètres les plus pertinents.

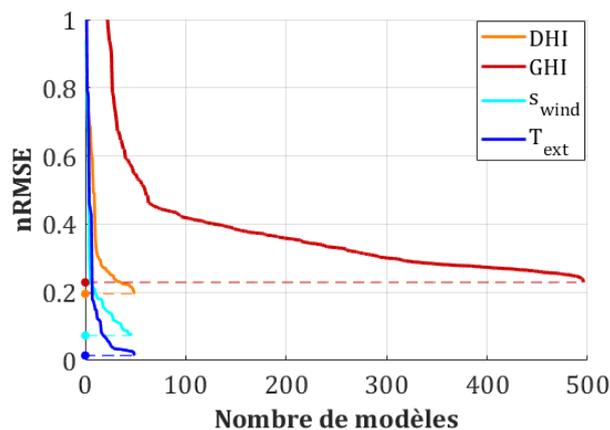


Figure 92. Diminution de l'erreur de prédiction par recherche des hyperparamètres optimaux

A noter qu'au cours de la recherche d'un modèle performant caractérisé par une erreur $nRMSE$ minimale, il est apparu qu'utiliser un nombre relativement faible de mesures en entrée du modèle (entre 5 et 50) semble plus pertinent (Figure 93.a). Au-delà de cet intervalle, le modèle est relativement sensible puisque l'erreur $nRMSE$ peut passer de 0,26 à 0,40 lorsque le nombre d'observations passe de 50 à 500. Le modèle semble être en revanche moins sensible à la topologie du réseau (Figure 93.b), puisque l'erreur $nRMSE$ moyenne se situe entre 0,25 et 0,30, pour une seule couche LSTM. Avec une topologie plus complexe, les performances sont grandement impactées : l'erreur $nRMSE$ peut augmenter, dans le pire des cas, jusqu'à plus de 1,00 (exemple pour un ensemble de 6 couches LSTM avec un nombre de neurones dégressif, sans régularisation par drop-out). Une tendance semble montrer une erreur $nRMSE$ minimale pour une couche LSTM composée de 200 neurones. Aucune tendance forte n'apparaît cependant concernant la proportion de désactivation (drop-out) appliquée aux neurones.

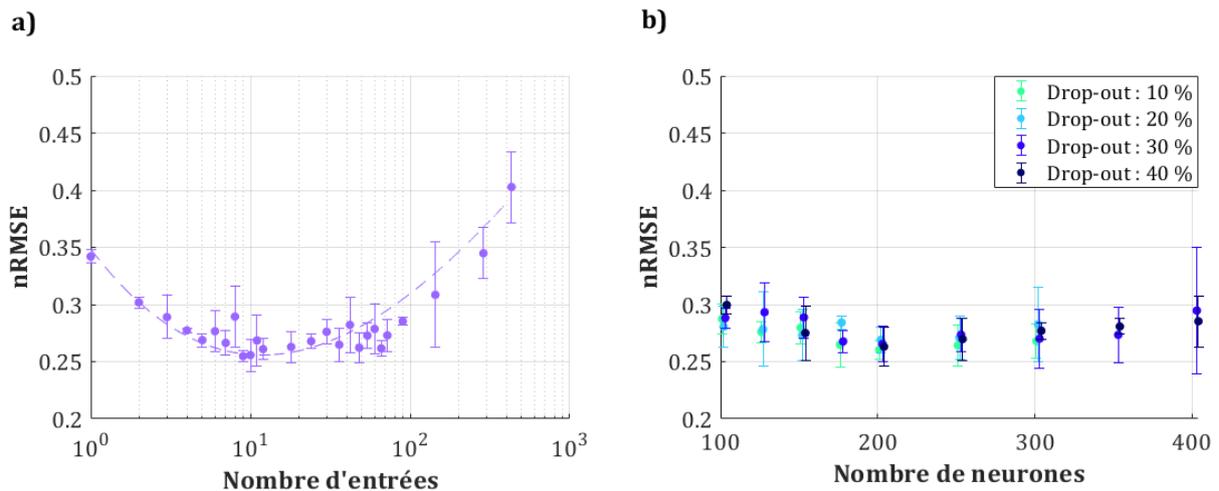


Figure 93. Minimisation de l'erreur de prédiction du modèle « one-step ahead » par recherche a) de la taille optimale du support d'observation, b) de la topologie optimale

Le nombre d'itérations (le dernier hyperparamètre variable) permet d'éviter un sous-apprentissage (par une augmentation des itérations), ou dans le cas contraire de limiter un sur-apprentissage (par une réduction des itérations). Un nombre suffisant d'itérations permet, de façon quasi-systématique pour une configuration donnée, de réduire l'erreur $nRMSE$ (Figure 90.a) au cours de la phase d'apprentissage. Améliorer les performances pendant l'apprentissage ne signifie pas, par contre, nécessairement

améliorer les performances de la phase de validation (la capacité de généralisation). En résumé, l'optimisation du nombre d'itérations permet de trouver l'équilibre entre sous-apprentissage (solution trop généralisée et peu performante) et sur-apprentissage (solution trop spécialisée sur les données d'apprentissage). En conclusion, la phase d'exploration des hyperparamètres précédents a permis de limiter le sous-apprentissage et le sur-apprentissage.

L'étude des itérations (Tableau XXX) induit que l'erreur reste minimale en conditions par défaut (50 itérations), pour *DHI* et *GHI*. Pour la température extérieure et la vitesse du vent, il est en revanche nécessaire d'augmenter le nombre d'itérations (optima : 100 itérations pour T_{ext} et 250 itérations pour s_{wind}). Cela signifie, pour ces deux paramètres liés à l'atmosphère, que la configuration nécessite un ajustement. Cet ajustement permet, par l'augmentation du nombre d'itérations par rapport à sa valeur par défaut (50 itérations), de réduire le phénomène de sous-apprentissage. A noter qu'adapter le nombre d'itérations en fonction du paramètre météo permet de quasiment diviser l'erreur *nRMSE* par un facteur 2 par rapport à la configuration par défaut, pour ces deux paramètres atmosphériques. Cette réduction permet de compenser le fait qu'au départ, la recherche d'une configuration optimale ait été conduite sur un paramètre météo lié au soleil (*GHI*) plutôt que sur un paramètre lié directement à l'atmosphère.

Au final, à l'optimum du nombre d'itérations pour T_{ext} , l'erreur *nRMSE* est de seulement 0,0147, ce qui indique que la prédiction de la température extérieure au prochain pas de temps (10 minutes) est fiable, au même titre que pour la prédiction de la vitesse du vent (*nRMSE* de 0,0771). Pour les irradiances diffuse et globale, les *nRMSE* sont proches de 0,2, ce qui peut être jugé comme une prédiction moins fiable, mais convenable. A noter que cette valeur est supérieure à la valeur vers laquelle converge l'erreur *nRMSE* lors de la phase d'entraînement (de l'ordre de 0,1, Figure 90.a). En effet, l'erreur de validation traduit la capacité de généralisation du modèle ; cette erreur est généralement plus élevée que l'erreur d'apprentissage.

Tableau XXX. Nombre optimal d'itérations : modèle « one-step ahead »

<i>nRMSE</i> (« one-step ahead »)	<i>DHI</i>	<i>GHI</i>	<i>S_{wind}</i>	<i>T_{ext}</i>
20 itérations	0,2503	0,2564	0,1791	0,0556
50 itérations	0,1955	0,2292	0,1374	0,0267
100 itérations	0,2215	0,2998	0,0999	0,0147
250 itérations	0,2317	0,3749	0,0771	0,0267

Topologie optimale commune du modèle « one-step ahead »

A la suite de l'optimisation des hyperparamètres, le réseau optimal commun possède une topologie simple : en entrée, le support d'observation (10 dernières données observées) est connecté à une couche LSTM unique de 200 neurones, sur laquelle est opérée une régularisation par « drop-out » avec une proportion de désactivation de 10 % (Figure 94). Pour rappel, pour le *DHI* et le *GHI*, seules les valeurs en période d'ensoleillement sont prises en compte parmi les données observées. La couche LSTM est suivie d'une couche « complètement connectée » qui multiplie l'ensemble des sorties de la couche précédente par une matrice telle que la sortie ait la dimension attendue. La dernière couche, celle de régression, fournit la réponse du modèle, tout en calculant la fonction de coût (en l'occurrence, l'erreur quadratique moyenne). En sortie, la prédiction est normalisée, de la même façon qu'en entrée (sortie entre 0 et 1).

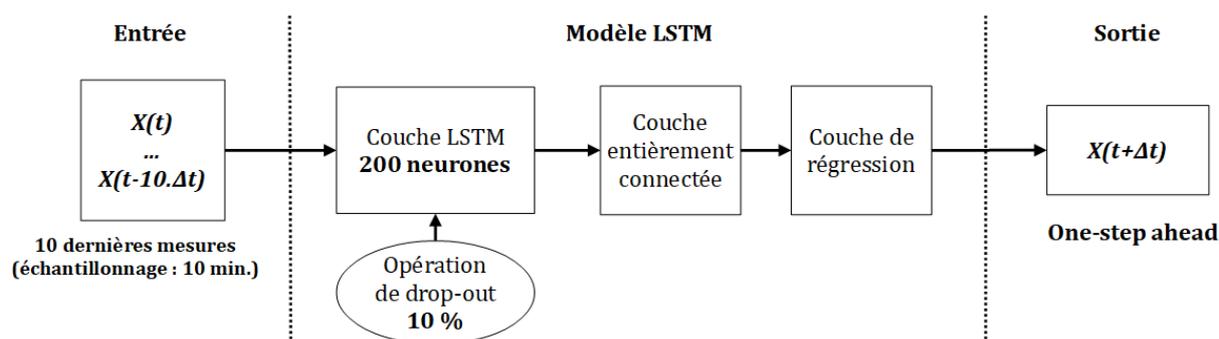


Figure 94. Architecture optimale du modèle météorologique en prédiction « one-step ahead »

Résultats de la prédiction « one-step ahead » au premier pas

Sur la base de cette configuration, un modèle a été obtenu pour chaque paramètre météo pour le nombre optimal d'itérations déterminé ci-avant. Les prédictions à un pas (« one-step ahead ») sont très proches des données de référence (Figure 95 à Figure 97), ce qui reflète des performances satisfaisantes du fait d'une erreur de prévision faible (erreur $nRMSE$ autour de 0,2 pour les irradiances, erreur $nRMSE$ inférieure à 0,1 pour les paramètres atmosphériques). Si les valeurs prédites sont de manière générale très proches des valeurs de référence, des écarts apparaissent par intermittence, aux moments où la lumière varie fortement. Ces écarts peuvent être supérieurs à $100 W \cdot m^{-2}$ dans le cas de la prédiction de l'irradiance diffuse (Figure 95.a) et supérieurs à $200 W \cdot m^{-2}$ dans le cas de la prédiction de l'irradiance globale (Figure 96.b), soit des écarts relatifs respectifs de 74 et 64 %. En conséquence, les valeurs de référence lors de ces brefs événements de variation forte de lumière n'appartiennent plus à l'intervalle de confiance à 95 %. Cela signifie que, malgré un modèle prédictif LSTM performant sur la première étape de prédiction, celui-ci aura des difficultés particulières à prédire efficacement les variations brèves de lumière. Au contraire, pour des profils lumineux en conditions de lumière stables (pas d'apparition d'évènement météo), la prédiction de l'éclairement global horizontal au prochain pas de temps est très fiable (premier jour, Figure 96.b).

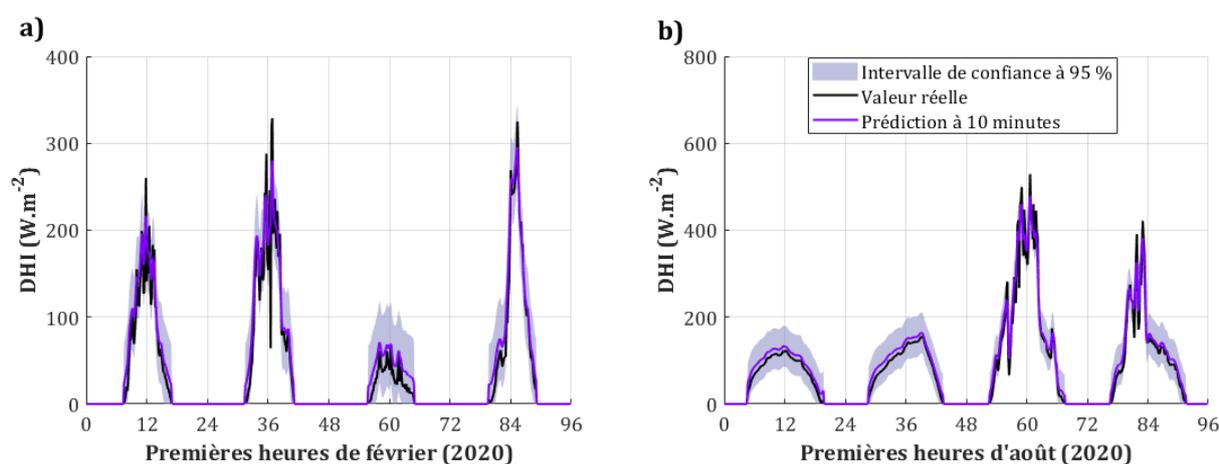


Figure 95. Prédiction à un pas de DHI (« one-step ahead ») :
a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020

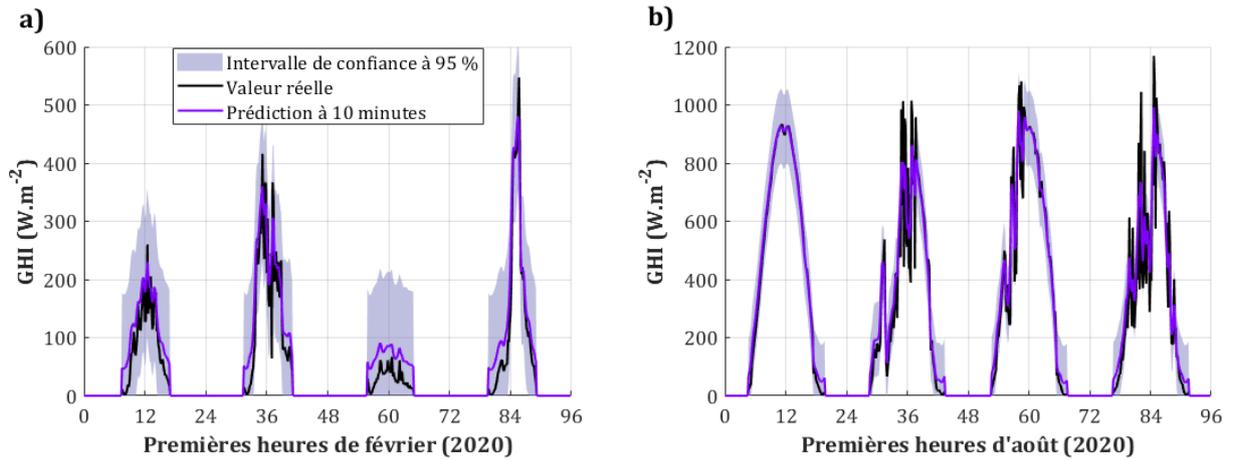


Figure 96. Prédiction à un pas de GHI (« one-step ahead ») :
a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020

Quant à la prédiction des paramètres atmosphériques, celle-ci est très fiable, puisque les valeurs prédites sont identiques aux valeurs de référence, indépendamment de la saison. Ceci confirme qu'en effet, une erreur $nRMSE$ inférieure à 0,1 témoigne de prédictions très proches des références.

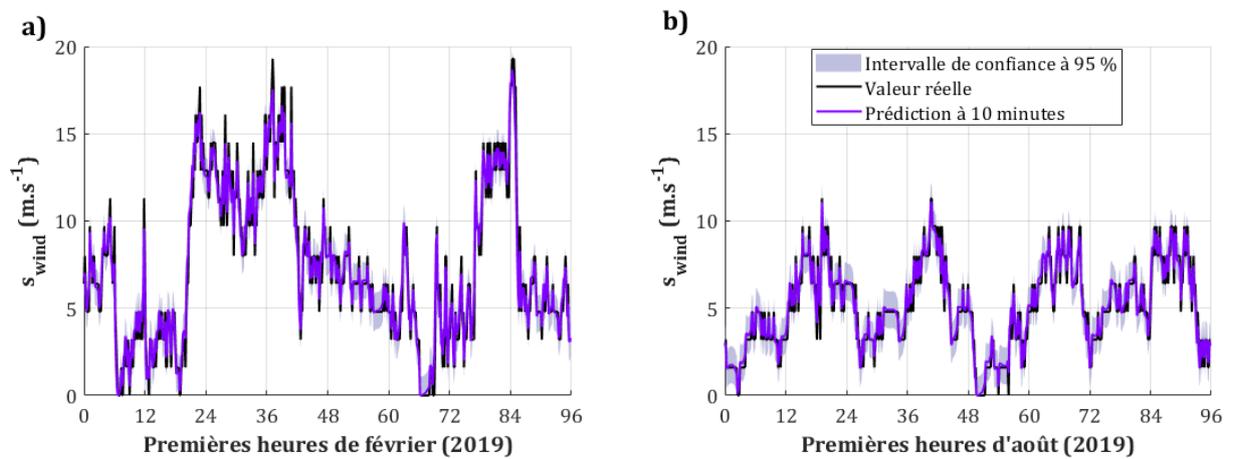


Figure 97. Prédiction à un pas de s_{wind} (« one-step ahead ») :
a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020

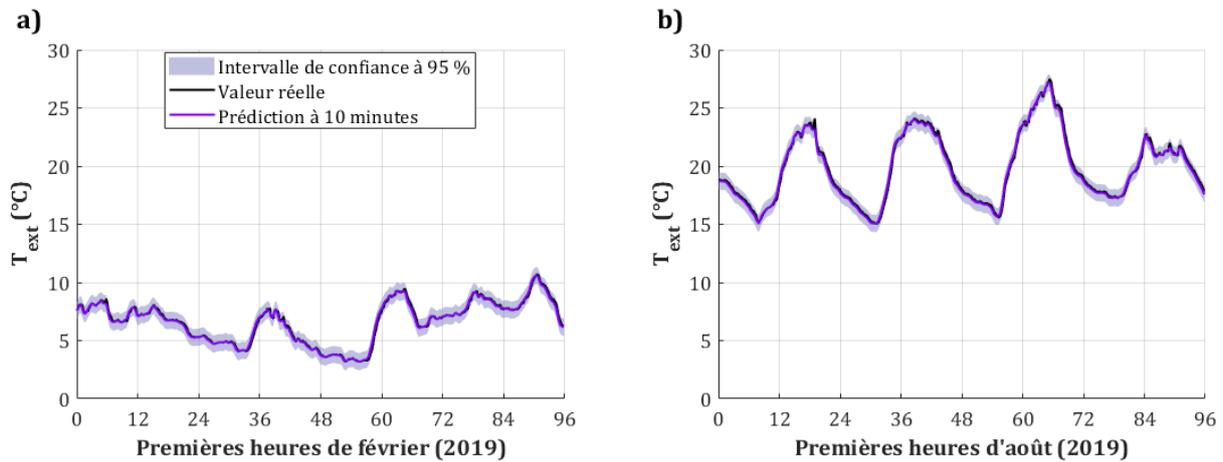


Figure 98. Prédiction à un pas de T_{ext} (« one-step ahead ») :
a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020

Résultats de la prédiction « one-step ahead » sur deux jours

Avec la boucle itérative (Figure 91), en avançant dans l'horizon de prédiction jusqu'à deux jours, les valeurs mesurées sont progressivement remplacées par les premières valeurs prédites, ce qui induit logiquement une propagation de l'incertitude de prédiction. En termes de temps de calcul, les passages successifs dans la boucle prennent au total 1,81 seconde (test pour le modèle de prédiction du *GHI*). Le Tableau XXXI résume l'évolution de cette incertitude en fonction de l'horizon. Malheureusement, c'est le *GHI*, facteur majeur conditionnant la photosynthèse, qui reste le paramètre avec la plus grande incertitude de prédiction, indépendamment de l'horizon. L'erreur se propage rapidement pour tous les paramètres, jusqu'à être proche de 1,00 pour les irradiances. La prédiction de la température extérieure semble rester performante, puisque l'erreur $nRMSE$ à $t+24$ heures n'est que de 0,2083.

Tableau XXXI. Propagation de l'erreur de prédiction du modèle « one-step ahead »

Paramètre météo	<i>DHI</i>	<i>GHI</i>	T_{ext}	S_{wind}
$nRMSE$ à 10 minutes	0,1955	0,2292	0,0147	0,0771
$nRMSE$ à 1 heure	0,4505	0,4670	0,0557	0,2914
$nRMSE$ à 4 heures	0,8850	0,9781	0,1789	0,5060
$nRMSE$ à 24 heures	0,8370	0,9203	0,2083	0,6807

En conduisant pas à pas la prédiction toutes les 10 minutes, un profil de prédiction peut être produit sur l'ensemble de l'horizon de prédiction optimal (2 jours, soit 288 étapes de prédiction). Les profils de prédiction des irradiances (Figure 99.a) et des paramètres liés à l'atmosphère (Figure 99.b) mettent malheureusement en exergue une convergence (sauf pour la vitesse du vent) des valeurs. La propagation de l'erreur de prédiction est tellement rapide qu'après une heure, le caractère intrinsèquement variable de la météo n'est pas reproduit : le modèle ne se contente que de donner une valeur stable, ou qui augmente de façon stable. La relative faible erreur de prédiction qui avait été observée pour un horizon de prédiction élevé dans le cas de la température extérieure (Tableau XXXI) révèle en réalité que la prédiction estime efficacement la température, mais moyennée sur 2 jours.

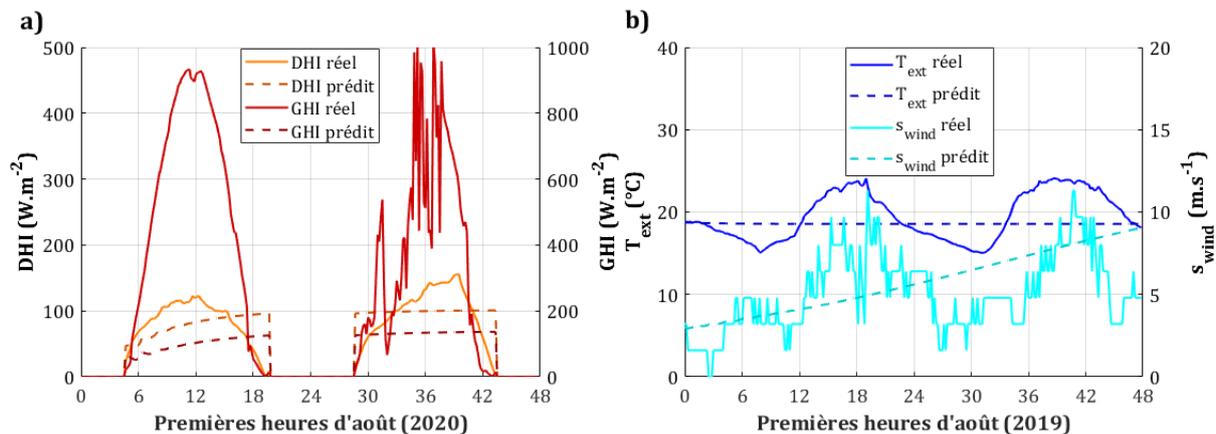


Figure 99. Prédiction des 4 paramètres météo sur 2 jours par le modèle « one-step ahead »

L'erreur *nRMSE* moyenne sur les 2 jours de prédiction est calculée (Tableau XXXII), en vue de caractériser les performances de la prédiction sur des exemples concrets nécessitant une prédiction longue. Hormis pour la température extérieure, toutes les incertitudes de prédiction sont élevées (notamment supérieures à 1,00 dans quelques cas). La prédiction est en particulier moins bonne pour les journées d'hiver, sauf dans le cas de la prédiction de l'éclairement global horizontal. Ceci montre qu'au-delà du phénomène rebutant de convergence, le modèle est également très sensible à la saisonnalité, ce qui implique une difficulté dans la mise en place d'un modèle générique.

Tableau XXXII. Erreur de prédiction moyenne sur l’horizon de prédiction (« one-step ahead »)

<i>nRMSE</i>	<i>DHI</i>	<i>GHI</i>	<i>S_{wind}</i>	<i>T_{ext}</i>
Février 2020 (premiers jours)	0,7134	0,8678	1,0013	0,2300
Août 2020 (premiers jours)	0,4323	1,0359	0,4847	0,1555

En résumé, appliquer un modèle LSTM avec une approche conventionnelle (« one-step ahead ») sur un horizon de prédiction long n’est pas pertinent, en raison de la propagation de l’incertitude de prédiction à la suite de nombreux passages dans la boucle de rétroaction (287 passages pour prédire sur 48 heures).

IV.3.3.3 – Prédiction « multi-step ahead »

Principe de la prédiction « multi-step ahead »

Pour éviter la propagation de l’incertitude, il peut être demandé au modèle de fournir la prédiction d’une séquence, de longueur égale à l’horizon de prédiction, plutôt que des données ponctuelles. Cela implique de se placer dans une approche « multi-step ahead » (MSA). La présence d’une boucle de rétroaction dans un tel processus de prédiction n’est alors pas nécessaire (Figure 100). L’absence de cette boucle de rétroaction permet également de réduire le temps de calcul, puisque pour la configuration optimale le temps de calcul d’une prédiction sur 2 jours passe de 1,81 seconde à 62 millisecondes. Dans le calcul d’une étape d’optimisation basée sur la stratégie MPC, le temps propre dédié à la prédiction seule de la météo reste quoi qu’il en soit non-limitant (avec ou sans boucle de rétroaction).

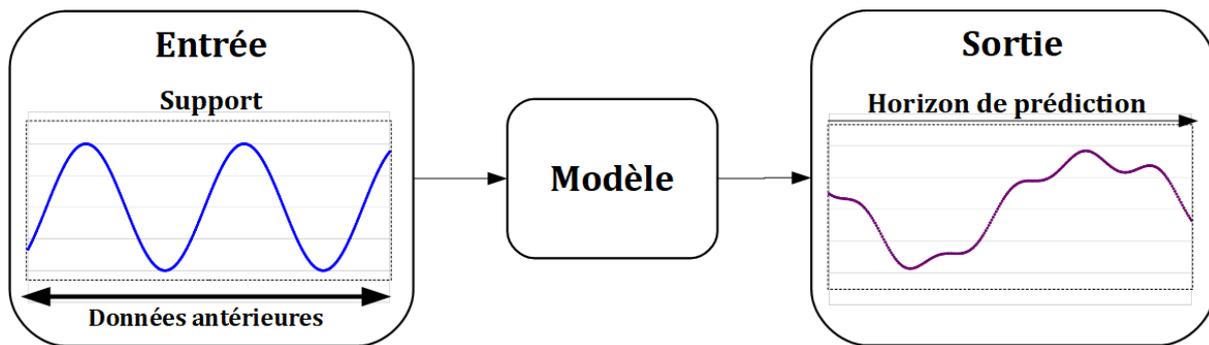


Figure 100. Principe de la prédiction à plusieurs pas (« multi-step ahead »)

Recherche de la configuration optimale du modèle « multi-step ahead »

Avec les hyperparamètres fixés grâce à l'étude préliminaire (Tableau XXIX), la phase d'exploration consistant à déterminer la configuration optimale a été conduite de la même façon que précédemment. Le critère de performance est optimisé par ajustement de la taille du support d'observation en entrée, la topologie du réseau (nombre de couches et nombre de neurones, proportion de désactivation) et du nombre d'itérations. Ici, ce critère est l'erreur $nRMSE$ moyenne sur 48 heures, et non la $nRMSE$ sur le premier pas de temps, pour les données de validation.

A l'image du modèle précédent, la performance est très dépendante de la taille du support d'observation (Figure 101.a). Cependant, à la différence du modèle optimisé sur une seule étape de prédiction, ce modèle-ci gagne en performance pour des supports de grande taille (plus de 100 observations passées). Aussi, ajouter en entrée le numéro du jour de l'année (n_{day}) permet de réduire légèrement l'erreur de prédiction. S'agissant du nombre optimal de couches LSTM et du nombre de neurones présents sur chacune d'entre elles (Figure 101.b), il apparaît à nouveau que les meilleures performances sont obtenues pour une architecture simple (une seule couche LSTM). A nouveau, avec cette topologie simple, le modèle reste relativement peu sensible à la variation du nombre de neurones (variation de moins de 0,05 pour l'erreur $nRMSE$, pour un nombre de neurones compris entre 100 et 500).

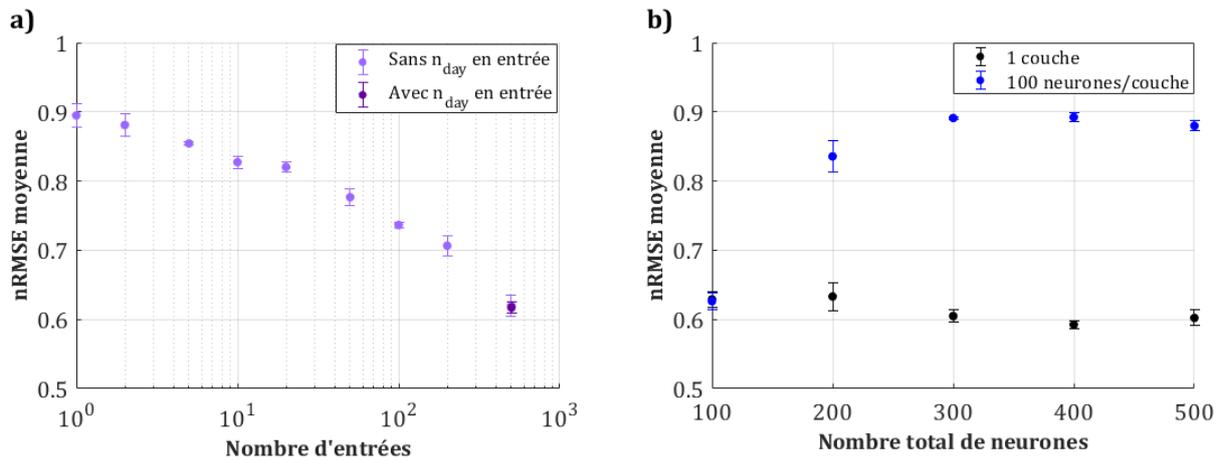


Figure 101. Minimisation de l'erreur de prédiction du modèle « multi-step ahead » par recherche a) de la taille optimale du support d'observation, b) de la topologie optimale

La détermination du nombre optimal d'itérations pour chaque paramètre (Tableau XVII) montre, premièrement, que les irradiances sont moins sensibles à la variation du nombre d'itérations que dans le cas du modèle « one-step ahead » (Tableau XXX). Cela signifie qu'il est à peine nécessaire, pour ces deux paramètres, d'ajuster les conditions d'entraînement en vue de limiter les phénomènes de sous-apprentissage ou de sur-apprentissage. Deuxièmement, le modèle de prédiction de la vitesse du vent n'a ici nullement besoin d'itérations supplémentaires pour limiter le sous-apprentissage (l'optimum reste à 50 itérations). Il en est de même pour l'éclairement global horizontal. Pour l'éclairement diffus horizontal, une légère amélioration des performances est observée si le nombre d'itérations passe à 100. A la différence des autres paramètres météo, la prédiction de la température extérieure est très fortement impactée par les conditions d'entraînement : l'entraînement doit être limité à 20 itérations afin de réduire l'erreur $nRMSE$ en-dessous de 0,50. En d'autres termes, la prédiction de T_{ext} est celle qui souffre le plus du sur-apprentissage avec le modèle présenté ici.

Tableau XXXIII. Nombre optimal d'itérations pour le modèle « multi-step ahead »

$nRMSE$ (« multi-step ahead »)	DHI	GHI	S_{wind}	T_{ext}
20 itérations	0,8070	0,8196	0,6148	0,3321
50 itérations	0,7717	0,7545	0,5878	0,9160
100 itérations	0,7490	0,7672	0,6429	1,3795
250 itérations	0,7671	0,8218	0,7682	2,0996

Topologie optimale commune du modèle « multi-step ahead »

L'architecture optimale (Figure 102) est au final relativement simple. Afin de connaître la valeur de chaque paramètre météo à chaque étape de prédiction, un historique composé des 500 observations passées est nécessaire en entrée, couplées au numéro du jour de l'année. Ce couplage permet une légère réduction de l'erreur prédictive, sans altérer le temps de calcul. Ceci montre qu'ici, le couplage de différents paramètres en entrée, peut s'avérer bénéfique pour les performances de prédiction, comme évoqué précédemment avec des modèles prédictifs de la température extérieure dans la littérature.

Sur la couche d'entrée, le seuil de l'historique a été limité à 500 observations, ce qui correspond en moyenne à une semaine complète de données solaires. En situation expérimentale, cela permet de limiter la présence de données manquantes dans le jeu de données d'entrée du modèle, afin de maintenir les performances de prédiction attendues.

En prédiction « one-step ahead », les données manquantes étaient fixées à la valeur -1 lors de l'étape de normalisation afin de rendre leurs effets négligeables lors de l'apprentissage. Lors de la phase de validation, les jeux de données d'entrée (seulement 10 observations passées) contenant des données manquantes n'étaient pas pris en compte dans les calculs de performances, afin de négliger les artefacts de prédiction. Ici, avec un jeu de données d'entrée comprenant 500 observations passées, la présence relativement fréquente de données manquantes impliquerait d'omettre un nombre trop important de prédictions en phase de validation. Un nouveau traitement des données manquantes est alors opéré : ce traitement consiste à considérer que la donnée manquante est identique à sa valeur à t-24 heures. Cette approche paraît plus réaliste qu'une interpolation temporelle, en particulier dans le cas de données manquantes en milieu de journée (afin de faire apparaître les pics potentiels de lumière au zénith). Par une telle hypothèse, les sous-ensembles d'apprentissage et de validation sont considérés comme complets par le modèle. Ce nouveau traitement n'implique pas de biais significatif dans la caractérisation des performances du modèle. En effet, les erreurs

$nRMSE$ respectives des ancien et nouveau traitements sont de 0,1109 et 0,1129 (essai conduit avec le modèle « one-step ahead »).

Après cette nouvelle normalisation, les données sont entièrement connectées à la couche suivante : 400 neurones LSTM. Ces neurones, répartis sur une seule couche LSTM, subissent ensuite une opération de généralisation par « drop-out » avec une proportion de désactivation de 50 %. Désactiver une telle proportion de neurones revient à laisser actifs 200 neurones, ce qui est proche de la configuration optimale du modèle « one-step ahead » (IV.3.3.2). La principale différence entre les deux modèles mis au point réside alors dans la taille du support d'observation en entrée du modèle, autrement dit sur la nécessité de regarder plus ou moins loin dans le passé pour prédire le futur. Ceci s'explique par le fait que ce modèle-ci, en prédiction « multi-step ahead », cherche à minimiser l'erreur de prédiction sur un plus grand nombre de sorties (288 points avec échantillonnage de 10 min.), plutôt qu'à minimiser l'erreur seulement sur une sortie (prédiction à un pas).

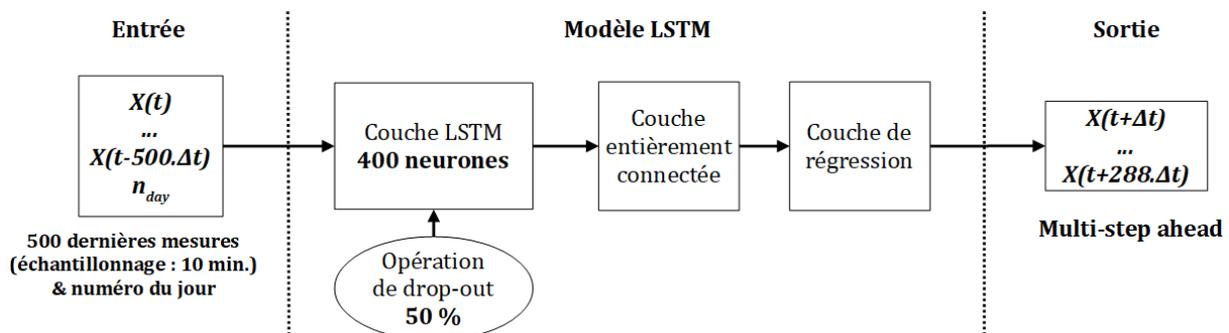


Figure 102. Architecture optimale du modèle météorologique en prédiction « multi-step ahead »

Résultats de la prédiction « multi-step ahead » au premier pas de temps

Pour chaque paramètre d'étude, le modèle ayant l'erreur $nRMSE$ la plus faible (sur la base du nombre optimal d'itérations) a été testé en hiver et en été (Figure 103 à Figure 105). Il apparaît que cette méthode deep-learning « multi-step ahead » ne permet pas de fiabiliser, au contraire du modèle « one-step ahead », les prédictions au premier pas de temps (10 minutes).

Dans le cas des irradiances, certaines valeurs de référence n'appartiennent pas à l'intervalle de confiance à 95 % (zone grisée). Il s'agit en particulier des pics de lumière observés en milieu de journée. Cela signifie que le modèle a très peu de chance de prédire correctement ce genre d'augmentation brève et intense en lumière. De manière générale, en omettant les journées à faible luminosité (par exemple le troisième jour de février 2020), les prédictions de *DHI* et *GHI* sous-estiment la réalité. Cela peut être source d'une baisse de performances pour la stratégie prédictive, qui risque de ne pouvoir anticiper efficacement les montées en lumière, et donc le stress lumineux.

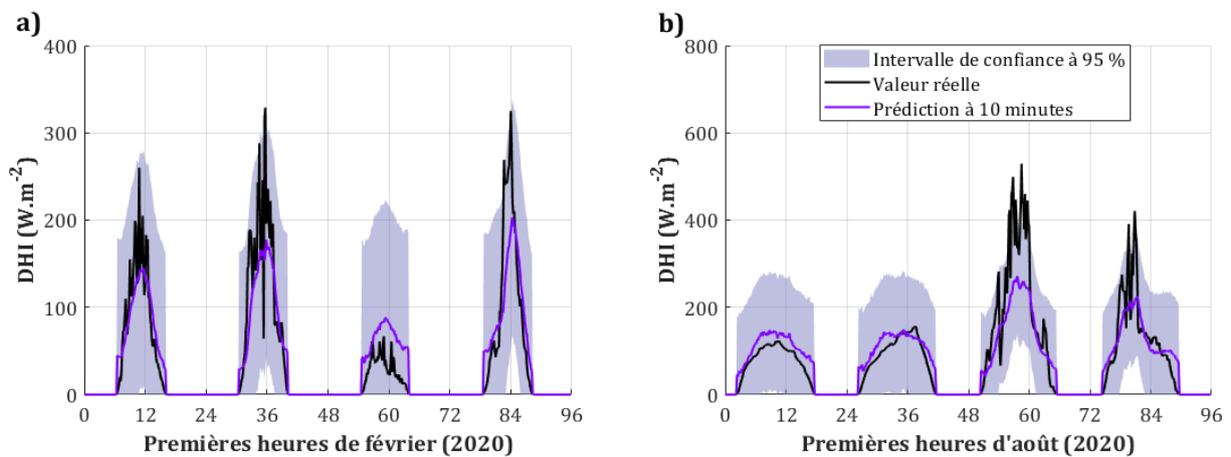


Figure 103. Prédiction du *DHI* au premier pas de temps (« multi-step ahead ») :

a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020

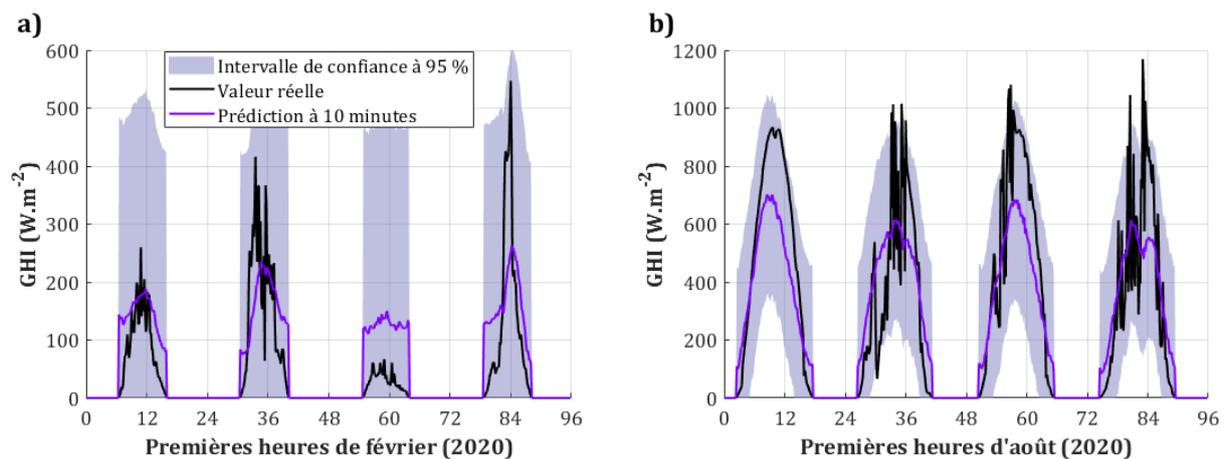


Figure 104. Prédiction du *GHI* au premier pas de temps (« multi-step ahead ») :

a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020

Concernant les prédictions de la vitesse du vent (Figure 105) et de la température extérieure (Figure 106), la quasi-totalité des données de référence appartiennent à l'intervalle de confiance à 95 %. Ceci étant dit, le modèle montre de plus grandes faiblesses que le modèle « one-step ahead » puisque les valeurs sont souvent surestimées pour ces deux paramètres. Les prédictions semblent pourtant plus fiables en août (Figure 105.b, Figure 106.b), puisque plus proches des valeurs réelles.

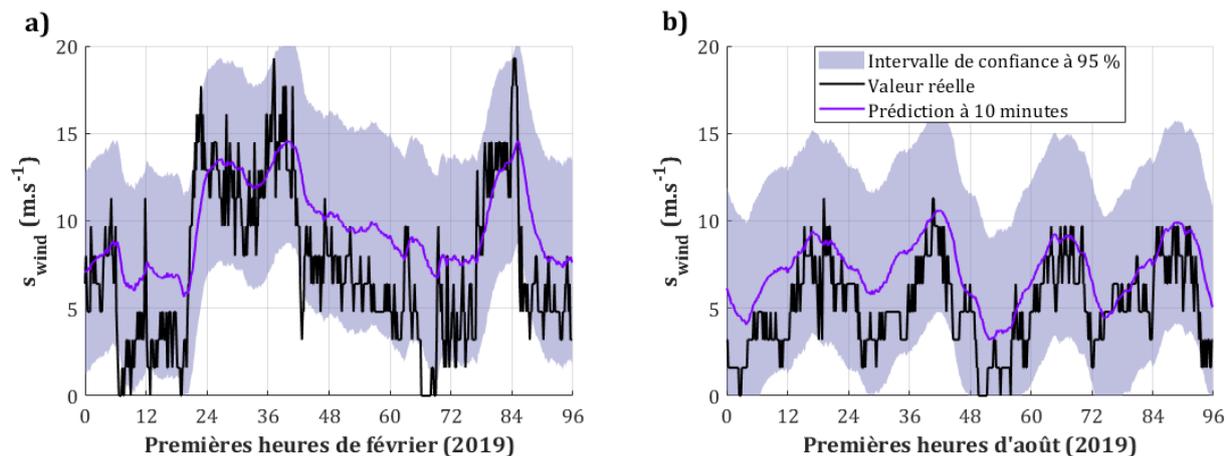


Figure 105. Prédiction de s_{wind} au premier pas de temps (« multi-step ahead ») :

a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020

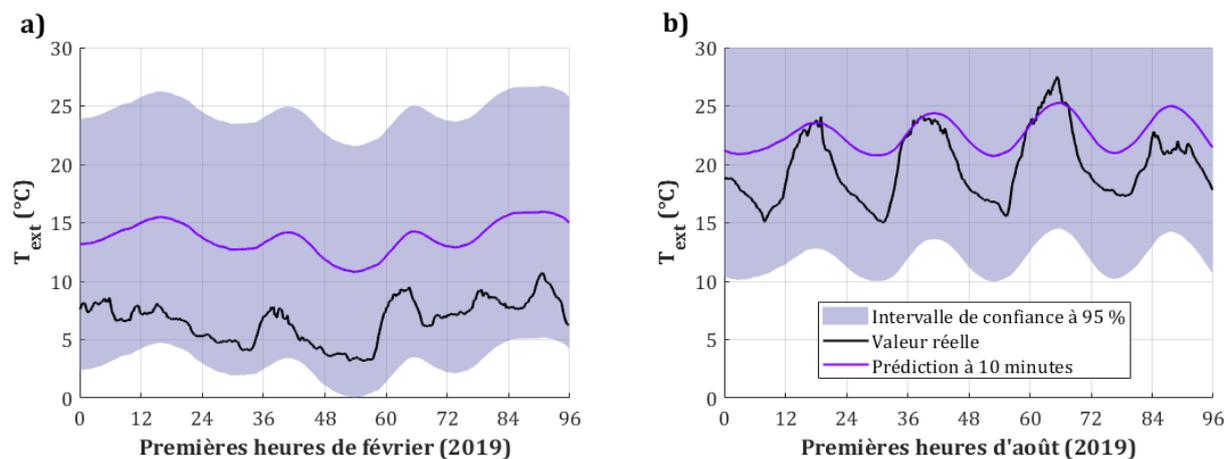


Figure 106. Prédiction de T_{ext} au premier pas de temps (« multi-step ahead ») :

a) 4 premiers jours de février 2020, b) 4 premiers jours d'août 2020

Résultats de la prédiction « multi-step ahead » sur deux jours

La présence de la boucle itérative (« one-step ahead ») dans le processus de prédiction à long terme provoquait une propagation rapide de l'erreur de prédiction. Sans cette boucle, en interrogeant une seule fois le modèle pour obtenir une prédiction sur 2 jours, l'erreur de prédiction semble toujours se propager dans le temps (Tableau XXXIV). Cependant, cette propagation est relative, puisque pour les 4 paramètres météo, l'erreur $nRMSE$ à 24 heures est ici plus grande de 46,8 % que celle à 10 minutes, alors que la même augmentation en présence de la boucle itérative dépasse les 400 %.

Tableau XXXIV. Propagation de l'erreur de prédiction du modèle « multi-step ahead »

Paramètre météo	DHI	GHI	s_{wind}	T_{ext}
$nRMSE$ à 10 minutes	0,5116	0,5001	0,3838	0,3287
$nRMSE$ à 1 heure	0,5766	0,5551	0,4099	0,2447
$nRMSE$ à 4 heures	0,6715	0,6706	0,5111	0,3377
$nRMSE$ à 24 heures	0,7808	0,7833	0,5983	0,3681

Pour ce qui est de la prédiction en été de l'irradiance diffuse (Figure 107.a, Tableau XXXV), elle a tendance à être constamment surestimée, tandis que l'irradiance globale peut être sous-estimé ou surestimé, en fonctions des conditions climatiques. Par exemple, le profil de prédiction de GHI est globalement inclus dans l'intervalle de variation des valeurs réelles lors d'un passage de nuages (début de la 2^{ème} journée). Cependant, sans passage de nuages (1^{ère} journée), le profil de prédiction est constamment en-dessous du profil de référence. Le modèle semble donc minimiser l'amplitude de variation de l'irradiance globale, tout en se plaçant autour d'une valeur moyenne (qui est de $310 W \cdot m^{-2}$ à l'année).

Pour ce qui est des paramètres atmosphériques (Figure 107.b), la prédiction de s_{wind} semble suivre les variations (baisse et hausse), sans toutefois y répondre avec suffisamment d'exactitude (par exemple, une vitesse de vent nulle sera très surestimée). La prédiction de T_{ext} est semblable aux observations faites pour le modèle précédent (Figure 99.b), à savoir que les valeurs varient très peu (hors effet du bruit), autour

d'une valeur moyenne. Cette valeur moyenne est assez proche de la valeur effective moyenne des données de référence (respectivement 18,8 °C et 20,3 °C).

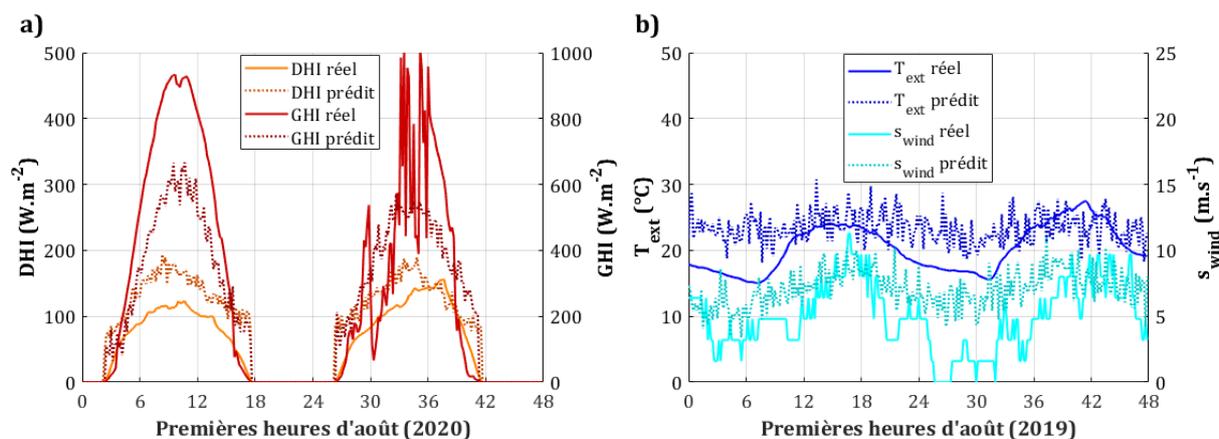


Figure 107. Prédiction des 4 paramètres météo sur 2 jours par modèle « multi-step ahead »

Tableau XXXV. Erreur de prédiction moyenne sur l'horizon de prédiction (« multi-step ahead »)

<i>nRMSE</i>	<i>DHI</i>	<i>GHI</i>	<i>s_{wind}</i>	<i>T_{ext}</i>
Février 2020 (premiers jours)	1,4258	1,2159	0,5523	1,9271
Août 2020 (premiers jours)	1,0743	0,3949	0,6693	0,1963

D'autres erreurs de prédiction permettent de caractériser le modèle, au-delà de l'erreur *nRMSE* (50) qui est ici le critère de performance du modèle. Par exemple, l'erreur MAE (Mean Absolute Error) normalisée (67) permet de représenter l'écart moyen de prédiction. L'erreur MBE (Mean Bias Error) normalisée (68) permet de représenter le biais entre la prédiction et la référence, afin d'identifier si le modèle a une tendance à la surestimation (*nMBE* > 0) ou à la sous-estimation (*nMBE* < 0).

$$nMAE = \frac{1}{y_{meas}} \cdot \frac{\sum_t^{N_{data}} |y_{pred}(t) - y_{meas}(t)|}{N_{data}} \quad (67)$$

$$nMBE = \frac{1}{y_{meas}} \cdot \frac{\sum_t^{N_{data}} (y_{pred}(t) - y_{meas}(t))}{N_{data}} \quad (68)$$

Ces erreurs, moyennées sur l'horizon de prédiction pour la phase de validation (Tableau XXXVI), montrent que dans le cas des irradiances, l'écart moyen représente plus de la

moitié des flux de référence respectifs (erreur $nMAE$ supérieure à 0,5). Cet écart est plus faible pour la température extérieure et la vitesse du vent, bien que non négligeable (erreur $nMAE$ supérieure à 0,2). Toutes les prédictions surestiment en moyenne les données de référence (erreurs $nMBE$ positives). Dans le cas de l'éclairement global horizontal, cela signifie que la surestimation de la lumière le matin et le soir est, en moyenne, plus marquée que la sous-estimation en milieu de journée.

Tableau XXXVI. Erreurs de prédiction caractéristiques (« multi-step ahead »)

Erreurs prédictives sur 48 heures	DHI	GHI	s_{wind}	T_{ext}
$nMAE$	0,6027	0,6402	0,4728	0,3911
$nMBE$	0,2046	0,1247	0,1166	0,2965
$nRMSE$	0,7490	0,7545	0,5878	0,3321

Malgré une amélioration des performances en optant pour une prédiction sur 2 jours, ces performances restent malgré tout peu satisfaisantes (l'erreur $nRMSE$ moyenne étant supérieure à 0,5 pour DHI et GHI). Cette erreur est également supérieure à l'erreur de prédiction typique simulée pour 48 heures de prédiction sur des données météo très ensoleillées (Figure 79). Aussi, il pourrait être argué que cette erreur peut diminuer avec l'horizon de prédiction [223]. Cependant, à partir de la configuration optimale pour un horizon de 48 heures, demander une sortie sur 144 étapes de prédiction (24 heures) ne diminue la $nRMSE$ que de 0,7545 à 0,7137. Cette réduction n'est pas jugée suffisante, mais il est possible que de meilleures performances soient atteintes avec des hyperparamètres optimaux et une sortie en « multi-step ahead » limitée à un horizon de 24 heures. Toutefois, la contrainte en matière de généricité du modèle de contrôle implique de préférer un horizon de prédiction optimal de 2 jours, malgré un modèle de prédiction météo aux performances peu satisfaisantes.

Conclusions sur les modèles de prédiction météorologique mis en place

Contrairement à une prédiction « one-step ahead », les valeurs prédites avec un modèle « multi-step ahead » ne convergent pas dans le temps vers des valeurs constantes (Figure 107). Au contraire du modèle de prévision à un pas, le caractère variable de la météo est ici reproduit par le modèle, sur l'ensemble de l'horizon de prédiction. Cependant, un écart notable subsiste entre les données de référence et les valeurs prédites. Pour le cas de l'irradiance globale, la prédiction sous-estime l'amplitude réelle de variation du profil au cours de la journée. De plus, les valeurs prédites sont accompagnées d'un bruit, qui semble indépendant de l'étape de prédiction. Avec l'utilisation de méthodes d'apprentissage, la nécessité de travailler sur un horizon de prédiction long limite globalement la précision des prédictions. L'utilisation d'un réseau de neurones de type LSTM, privilégié pour la prédiction météo, implique aussi une étape importante de recherche d'une architecture optimale à partir d'importants jeux de données micro-locales. Le caractère chaotique de la présence intermittente de nuages n'a pu être anticipé sur le long terme avec des approches en « deep-learning », puisque ce phénomène météorologique ne suit aucun motif apparent.

IV.3.4 – Construction d'un modèle ciel clair atténué

IV.3.4.1 – Principe de la prédiction basée sur le ciel clair

Face aux erreurs de prédiction sur 2 jours du modèle LSTM en « multi-step ahead » malgré une optimisation des hyperparamètres de celui-ci, une nouvelle approche de prédictive a été étudiée. Celle-ci a pour objectifs de répondre aux problématiques posées par l'utilisation d'un réseau de neurones manipulant des données temporelles. Les objectifs sont donc : ne pas dépendre de données antérieures en entrée du modèle (dépendantes d'appareils de mesure), ne pas reposer sur une optimisation coûteuse d'hyperparamètres pour la recherche d'une erreur de prédiction minimale, ne pas produire un modèle en boîte noire (ce qui est le cas des réseaux de neurones). De plus, cette nouvelle approche doit être en mesure de fournir des prédictions avec une erreur minimisée par rapport au modèle LSTM.

Le développement d'un modèle plus simple, et dont les performances ne sont pas influencées par le caractère chaotique de la météo, a donc été envisagé. Avec cette nouvelle approche, le principe repose sur la formalisation mathématique du caractère périodique de la course du Soleil dans le ciel, sans considérer le comportement des phénomènes atmosphériques. La température extérieure et la vitesse du vent n'ayant pas de caractère périodique, ce modèle n'est utile qu'à la prédiction de *DHI* et *GHI*. En négligeant les phénomènes atmosphériques, les événements climatiques qui influent sur la variation brève de lumière ne sont pas considérés.

IV.3.4.2 – Mise en place du modèle de ciel clair atténué

Le flux de lumière d'origine extraterrestre G_{ET} ($W \cdot m^{-2}$) atteignant l'atmosphère terrestre amène à [155] :

$$G_{ET} = G_{sc} \cdot \left(1 + 0.033 \cdot \cos \left(\frac{360 \cdot n_{day}}{365} \right) \right) \quad (69)$$

avec G_{sc} la constante solaire ($1367 W \cdot m^{-2}$) et n_{day} le numéro du jour dans l'année.

Ce flux traverse l'atmosphère terrestre, qui absorbe une partie du rayonnement Cette absorption augmente avec la couverture nuageuse du ciel (dans la troposphère). Cette absorption dépend aussi de l'angle d'incidence des rayons à la surface terrestre, qui influence la distance de passage de ceux-ci dans l'atmosphère. De nombreuses approches tentent de modéliser simplement l'éclairement global atteignant la surface terrestre [224]. Dans le cas d'un ciel parfaitement clair en France, l'irradiance globale résultant peut être donnée par le modèle d'Adnot [225] :

$$GHI_{cs,Adnot} = 951.39 \cdot \sin^{1.15} (e_{sol}) \quad (70)$$

avec e_{sol} (*rad*) l'angle d'élévation du Soleil (Annexe 12).

Afin d'adapter la prédiction en ciel clair à une échelle locale (région nantaise), un autre modèle a été formulé. Il est donné par :

$$GHI_{cs} = 1071 \cdot \sin^{1.227}(e_{sol}) + 0.260 \cdot |208.5 - n_{day}| \quad (71)$$

Les valeurs des constantes ont ici été optimisées sur une période réduite à une année typique (Figure 108), par la réduction de l'écart entre les prédictions du modèle et les maxima des mesures horaires de GHI pour 16 ans de données (données satellitaires, récupérées par la méthode évoquée en II.3.1). En effet, la valeur maximale théorique de GHI à la surface terrestre correspond à une situation de ciel parfaitement clair.

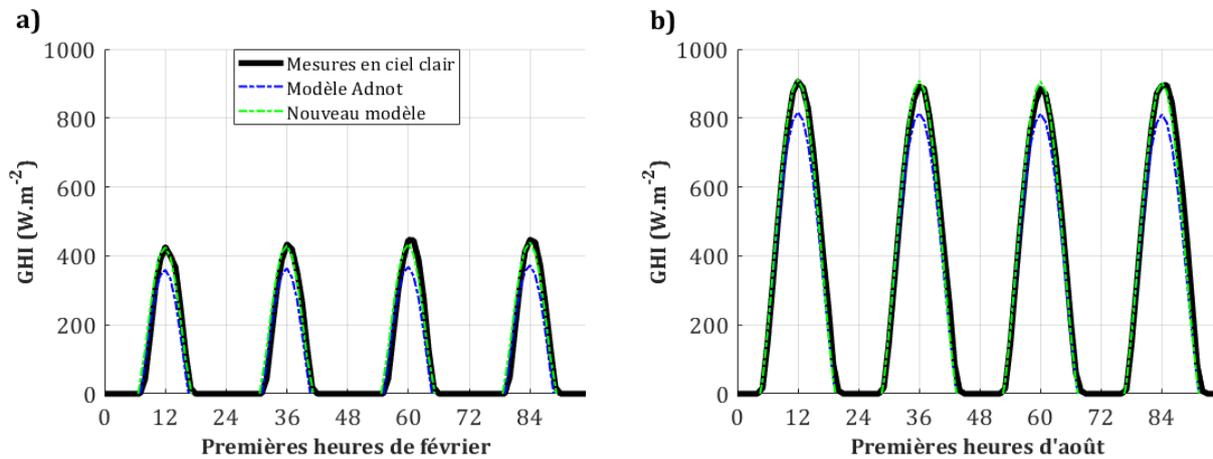


Figure 108. Prédiction de GHI par modèles de ciel clair :

a) premières heures de février b) premières heures d'août

En termes de performances de prédiction, le modèle d'Adnot produit une erreur de prédiction, quantifiée par l'erreur RMSE, de $66,99 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$. En effet, ce modèle a tendance à sous-estimer l'éclairement global réel (Figure 109.a). Le modèle présenté ici (71) permet de mieux s'approcher des valeurs de référence (Figure 109.b) et réduit ainsi l'erreur de prédiction à $35,08 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$.

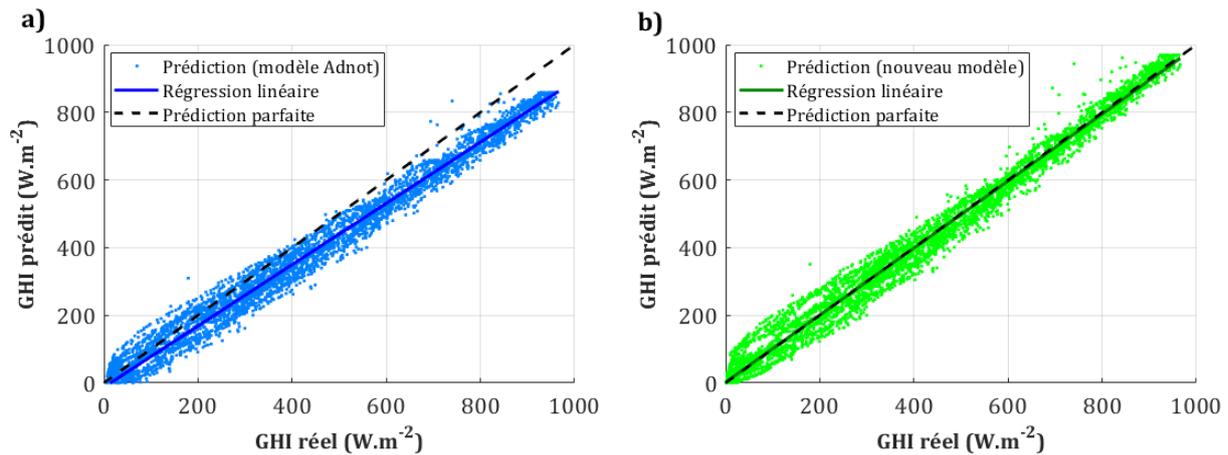


Figure 109. Performances de prédiction de GHI par ciel clair : a) modèle d'Adnot, b) modèle présenté

A partir de la situation théorique d'un ciel parfaitement clair, un indice de clarté $k_{clarity}$ peut être défini à chaque instant (72). Ce facteur d'atténuation, compris entre 0 et 1, diminue au fur et à mesure que le ciel se couvre :

$$k_{clarity} = \frac{GHI}{GHI_{CS}} \quad (72)$$

A partir de mesures météorologiques, l'indice de clarté et le rapport q_{col}/q_{dif} peuvent être caractérisés localement par des valeurs moyennes propres à chaque saison (Tableau XXXVII). Avec ces valeurs typiques, la valeur de GHI est prédite grâce à l'indice de clarté greffé à GHI_{CS} , tandis que la répartition des composantes collimatée et diffuse de ce flux est prédite grâce au rapport q_{col}/q_{dif} (à l'horizontal). Sur son principe, cette approche est assez similaire à celle de l'étude [181] utilisée pour définir une incertitude météo typique sur un horizon de prédiction long.

Tableau XXXVII. Paramètres saisonniers pour la prédiction solaire par ciel clair

Saison	Hiver	Printemps	Eté	Automne
GHI/GHI_{CS}	0,67	0,66	0,67	0,57
q_{col}/q_{dif}	0,79	0,99	1,08	0,76

IV.3.5 – Performances de prédiction comparées au LSTM

Par comparaison au modèle de prédiction LSTM, les profils issus du modèle présenté, le modèle de ciel clair atténué (CCA), permettent de mieux approcher la lumière réelle en l'absence de nuages (Figure 110).

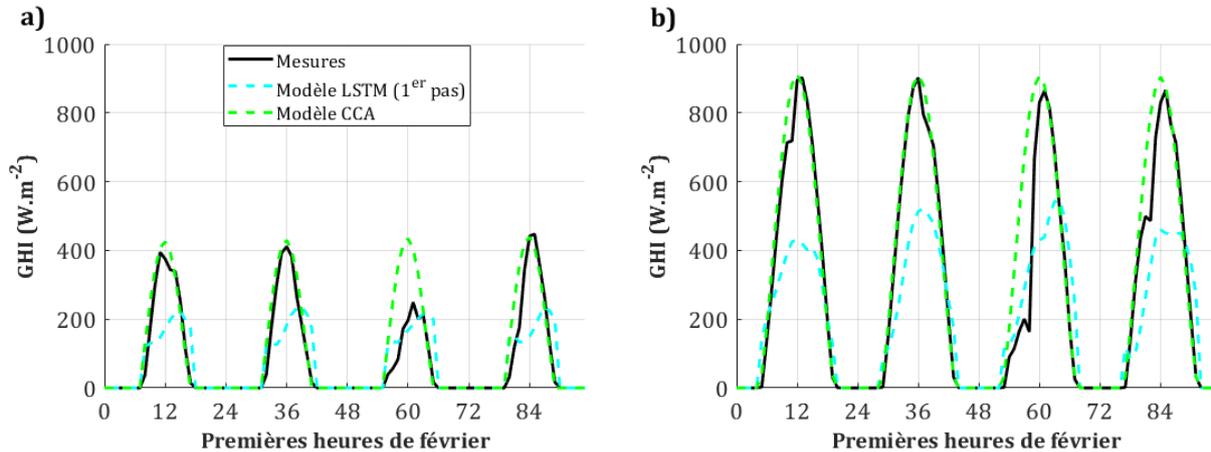


Figure 110. Profils de lumière prédits par les modèles LSTM et CCA : a) février 2015 b) août 2015

Le modèle présenté ici amène à surestimer la lumière pour des flux de faible et de forte intensité (Figure 111.b). Dans de rares cas, cette surestimation peut être extrême (prédiction d'un flux de $1\,000\text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ pour un flux réel de $200\text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$). Par ailleurs, le modèle LSTM sous-estime quant à lui la lumière pour des flux de plus de $200\text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ (Figure 111.a). Pour les flux solaires les plus forts ($1\,000\text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$), la sous-estimation peut être même de moitié. Cette observation est conforme à la production d'un profil de prédiction de moindre variation autour d'une valeur moyenne, ce qui induit de grands écarts pour les journées à forte luminosité (comme évoqué précédemment).

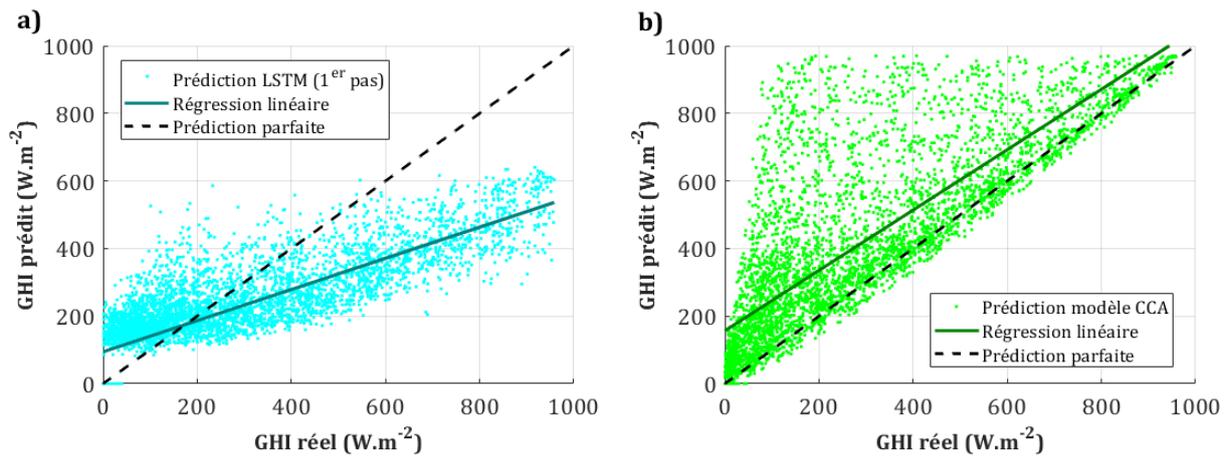


Figure 111. Performances de prédiction en 2015 par les modèles a) LSTM b) CCA

En termes de performances, le modèle LSTM produit une erreur de prédiction de $173,8 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ sur l'année 2015 pour la première étape de prédiction, alors que cette erreur atteint $210,0 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ pour le modèle ciel clair (indépendante de l'étape de prédiction). Cependant, sur l'ensemble des étapes de prédiction (horizon de 2 jours), l'erreur LSTM est de $305,4 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ en moyenne. Pour l'optimisation des cultures solaires de microalgues, qui nécessitent de prédire le comportement solaire sur plus de 24 heures, le modèle ciel clair est alors le plus performant (erreur RMSE diminuée de 31 % par comparaison avec le modèle LSTM). Cette performance peut s'expliquer par le fait qu'à l'échelle locale (région nantaise), le ciel est relativement peu nuageux sur l'ensemble de l'année. En effet, l'écart entre GHI réel et GHI par ciel clair dépasse les $200 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ seulement 26,5 % du temps en moyenne (étude sur 10 ans de données météo). Au-delà des performances, ce modèle a aussi l'avantage d'être simple d'utilisation et applicable toute l'année, grâce à un système d'équations ajustées à chaque saison.

Conclusions du chapitre

L'influence du caractère chaotique de la météo sur la conduite optimale du système a pu être évaluée par la simulation d'éclaircies ou du passage de nuages brefs. Ces variations lumineuses sont vues comme des perturbations jouant sur la croissance. Si ces évènements sont suffisamment prononcés, l'efficacité de l'exploitation lumineuse pour la production de biomasse (rapport de la production sur le potentiel lumineux quotidien) en est réduite.

Les simulations ont montré qu'avec des variations de lumière de longue durée (périodes de plusieurs jours), les performances de production avec une stratégie prédictive parfaite sont moins influencées que pour des variations brèves. En greffant à la prédiction météo une erreur typique croissante avec l'horizon, les performances de la stratégie MPC sont réduites, sans toutefois entraîner une perte de la culture.

En priorisant la généricité du modèle sur le temps de calcul lié à l'étape d'optimisation, un horizon de prédiction optimal pour les cultures solaires de microalgues optimisées a été estimé à 2 jours. Parmi les approches prédictives possibles, la mise en place d'un modèle à l'échelle locale a été privilégiée, pour assurer une continuité dans la prédiction et donc dans la conduite optimale du procédé. Il a donc été choisi de travailler sur la base d'un réseau de neurones de type LSTM, dont le but est de reconnaître et de reproduire les récurrences météorologiques.

Un modèle de réseau de neurones unique a été développé pour la prédiction de chacun des 4 paramètres météorologiques (irradiance globale, irradiance diffuse, température extérieure, vitesse du vent) qui influencent majoritairement sur le système. Par une première approche conventionnelle (« one-step ahead »), prédire la météo sur 2 jours propage de façon trop importante l'incertitude de prédiction, ce qui provoque une convergence des valeurs constantes pour tous les paramètres météo. Avec une seconde approche (« multi-step ahead »), le temps de calcul et l'erreur de prédiction sont réduits. Cependant, les performances de prédiction peuvent être considérées comme peu satisfaisantes, malgré l'optimisation des hyperparamètres du modèle. Développer un modèle de prédiction par saison [226] pourrait permettre d'améliorer ces performances.

Une dernière approche a consisté à introduire un biais de prédiction en négligeant les phénomènes climatiques brefs (modélisation du ciel clair par formulation mathématique simple et paramètres caractéristiques ajustés à l'échelle locale). Malgré ce biais, les performances de prédiction sont meilleures qu'avec le modèle LSTM « multi-step ahead ». En reprenant les conclusions de l'étude des événements météorologiques brefs (horizon de confiance optimal de 4 heures), coupler cette approche à des outils d'imagerie du ciel (sky-imager) pour des prédictions infra-horaires pourrait permettre d'assurer de meilleures performances de production de biomasse.

CHAPITRE V

**VERS L'IMPLEMENTATION EN CONDITIONS
REELLES DES STRATEGIES DE CONTRÔLE
DE LA PRODUCTION SOLAIRE DE
MICROALGUES**

“It is not necessarily true that expensive experiments are not worthwhile doing but there are plenty of rather cheap experiments which are certainly worth doing.”

- Martin Fleischmann

Introduction du chapitre

L'ensemble des stratégies (au nombre de quatre) a été ajusté de sorte à fournir les meilleures performances de productivité sur des scénarios pré-établis. Pour les stratégies non prédictives, l'ajustement a consisté à définir des taux de dilution et consignes adaptés au scénario de lumière. Pour la stratégie prédictive, cet ajustement était focalisé sur l'ensemble des horizons de contrôle et de prédiction, tout en prenant en compte les contraintes applicatives liées à la fréquence du contrôle et au coût calculatoire. L'effort a également été concentré sur l'applicabilité générique de cette stratégie pour une large catégorie de souches, en se focalisant notamment sur l'aspect de stress biologique provoqué par des intensités lumineuses importantes.

Ce chapitre a pour objectif de valider en conditions solaires typiques les conclusions formulées à l'étape de pré-validation des stratégies. Tout d'abord, l'ajustement de stratégies non prédictives doit être en mesure de proposer des performances de production plus élevées qu'une stratégie usuelle, non optimisée. Ensuite, la stratégie prédictive, en conditions de mesure et prédictions parfaites, doit être en mesure de proposer les meilleures performances parmi l'ensemble des stratégies (en excluant la dégradation de l'optimisation liée au choix de l'algorithme de minimisation).

La phase de simulations sera portée sur un scénario de lumière réelle et de longue durée : une année complète à Nantes (V.1.1). Les stratégies non-prédictives seront réajustées conformément à la lumière attendue sur un tel scénario (V.1.3). Les productions et consommations seront évaluées en conditions idéales (V.1.4) et sous contraintes expérimentales (V.1.5).

Enfin, une phase expérimentale (V.2) permettra la comparaison, en conditions réelles, des performances de deux stratégies sélectionnées parmi le panel. Celles-ci doivent permettre de dépasser des performances usuelles (c'est-à-dire sans optimisation préalable). Une approche peu contraignante et simple à mettre en œuvre, ainsi que l'approche prédictive qui se pose théoriquement comme la plus performante en termes de quantité de biomasse produite sur le long terme seront ainsi évaluées.

V.1 – Application à l’optimisation à la production de microalgues – étude en simulation

V.1.1 – Scénarios annuels de simulation

A la différence des scénarios typiques simulés utilisés pour la pré-validation des stratégies de contrôle (III.4), la simulation en conditions réelles sur un scénario de validation (année 2015 à Nantes) impose que les constantes associées aux stratégies non-prédictives (taux de dilution pour les stratégies en boucle ouverte et consigne pour la stratégie turbidostatique) soient préalablement définies. L’ajustement de ces constantes a été réalisé à partir de l’identification de l’optimum de production sur un scénario d’ajustement, à savoir une année typique de Nantes, telle qu’elle correspond à la lumière moyenne que l’on observe entre les années 2005 et 2014 (10 ans de données). Les données récoltées sont de type satellitaire (même méthode qu’en II.3.1).

Sur l’année typique, le profil de l’irradiance quotidienne reçue à l’horizontale (*GHI*) apparaît plus lissé par rapport à l’année 2015 (Figure 112). La différence dans le profil de lumière au jour le jour entre les deux scénarios n’influe en rien dans les quantités moyennes de lumière reçue sur le très long terme. En effet, celles-ci sont très proches, que ce soit par comparaison sur l’année ou sur chaque saison (Tableau XXXVIII). A noter que pour des raisons de simplicité, les saisons correspondent ici aux différents trimestres de l’année.

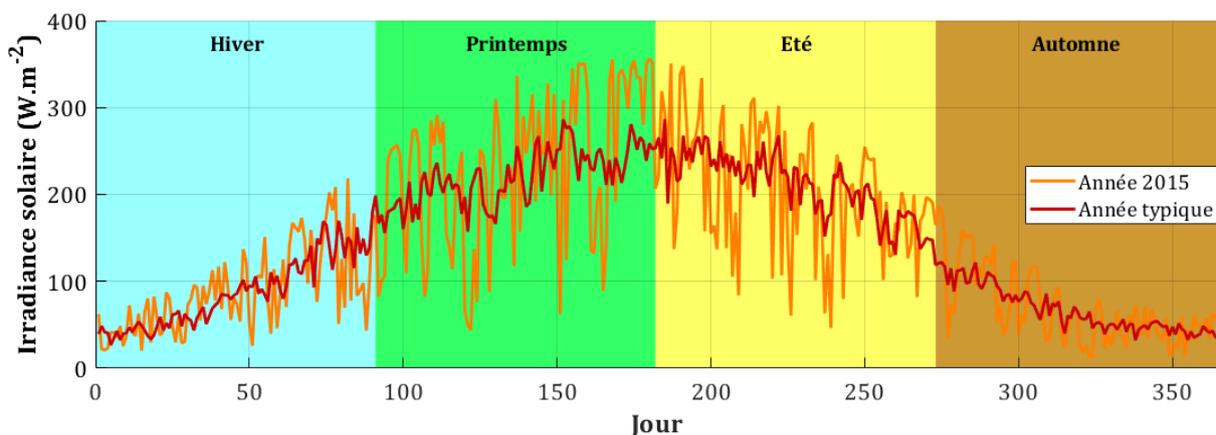


Figure 112. Profils d’enseillement de Nantes réel (2015) et typique (moyenne sur 10 ans)

Tableau XXXVIII. Lumière moyenne reçue par scénarios typique et réel

Moyenne quotidienne de GHI ($W \cdot m^{-2}$)	Hiver	Printemps	Eté	Automne	Moyenne annuelle
Année typique	88,3	220,4	209,6	67,0	146,3
Année 2015	89,6	230,8	206,7	67,9	148,7

La variabilité du profil de l'irradiance globale d'un jour à l'autre a été évaluée par l'erreur moyenne absolue. Cette différence est en moyenne de $19,5 W \cdot m^{-2}$ pour l'année typique et de $59,4 W \cdot m^{-2}$ pour l'année 2015. Ainsi, malgré une irradiance globale annuelle sensiblement identique, le scénario d'ajustement possède donc une variabilité du profil quotidien de lumière 3 fois plus faible par rapport au scénario réel.

En dépit d'une quantité de lumière équivalente sur une année, la variabilité propre au scénario solaire réel de Nantes a un effet sur la production. A titre d'exemple, l'application d'un mode de dilution constant à $0,01 h^{-1}$ avec une souche non photosensible a montré que la biomasse produite était, en moyenne sur une journée, de $5,48 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$ sur une année typique contre $5,25 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$ sur l'année 2015. Les stratégies en boucle ouverte ainsi que la stratégie turbidostatique, dont l'ajustement est fonction de la quantité de lumière sur le long terme, perdront donc légèrement en performances du simple fait de cette variabilité. Seule la stratégie MPC, par son fonctionnement prédictif, parviendra à maintenir les performances optimales face à cette variabilité (IV.1.2.2).

A noter qu'avec le même mode de production sur les années 2005 à 2014, les productions annuelles sont en moyenne de $5,22 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$ (écart-type de $0,09 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$). Le scénario de 2015 proposant la même production sur un an, il constitue donc un scénario de validation typique en ce sens qu'il retranscrit des performances fidèles à ce qui peut être globalement attendu sur une année.

V.1.2 – Hypothèses de fonctionnement

Le système d'étude reste globalement inchangé depuis les hypothèses de fonctionnement formulées pour l'étude des stratégies sur les journées typiques (II.3.4). La principale différence réside dans la réception du flux lumineux : l'angle d'incidence des rayons lumineux est ici variable, calculé d'après le modèle de l'orbite solaire (IV.3.1). Le photobioréacteur est considéré fixe, incliné à 45° et orienté plein sud. Ces angles d'orientation et d'inclinaison correspondent à une situation de captation maximale de la lumière solaire sur une année à Nantes, situation également recherchée pour l'installation des panneaux photovoltaïques. Afin de caractériser des performances d'un site de production sur une longue durée, la surface éclairée totale est extrapolée à un hectare.

V.1.3 – Définition des constantes de contrôle

V.1.3.1 – Utilisation du scénario d'ajustement

Avec la même méthode de recherche en boucle ouverte (III.1.1) ou en stratégie turbidostatique (III.2.3), l'identification des constantes optimales de contrôle (taux de dilution ou consigne de concentration) sur le scénario d'ajustement (année typique moyenne) a révélé que la valeur est identique à la moyenne des valeurs identifiées chaque année entre 2005 et 2014. Un scénario d'ajustement annuel simulé à partir de la moyenne horaire de la lumière sur 10 ans permet donc en effet de proposer un ajustement optimal conforme à la lumière généralement observée pour un lieu précis.

Lorsque la photosensibilité n'est pas considérée (Figure 113), le comportement de courbe en cloche est retrouvé pour l'évolution de la productivité en fonction de la constante de contrôle. Lorsque la photosensibilité est considérée (photosensibilité faible : $\langle A \rangle_{stress} = 50 \text{ mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$, photosensibilité moyenne : $\langle A \rangle_{stress} = 30 \text{ mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$), la culture est brutalement lessivée à partir d'un certain seuil de dilution (Figure 113.a) : $0,02 \text{ h}^{-1}$ avec photosensibilité faible, avant $0,01 \text{ h}^{-1}$ avec photosensibilité moyenne. Travailler avec une souche photosensible implique donc que la stabilité de la culture peut être fortement compromise si la constante de contrôle est légèrement dépassée avec une stratégie en boucle ouverte. Avec une stratégie

turbidostatique avec retour d'état (Figure 113.b), une plus grande photosensibilité limite les capacités de production de biomasse, sans impliquer toutefois un lessivage si la consigne n'est pas optimale. Le retour d'état pour optimiser la production de biomasse est donc d'autant plus pertinent que la souche est photosensible.

A noter qu'avec une photosensibilité moyenne, les capacités de production sont divisées par 3 avec un contrôle en boucle ouverte ou en boucle fermée. Sans envisager une réduction de la lumière incidente pour limiter le stress, la culture de microalgues de photosensibilité moyenne sur une année à Nantes semble peu pertinente, au vu de la faible croissance engendrée. Au-delà de certains seuils de photosensibilité, les souches doivent donc être cultivées dans des systèmes en mesure de limiter le flux lumineux reçu par les microalgues (système d'ombrage par exemple). Ici, l'optimisation de la production étant assurée par le renouvellement seul du milieu et non par contrôle de la lumière incidente, l'étude de photosensibilités moyennes n'est pas envisagée.

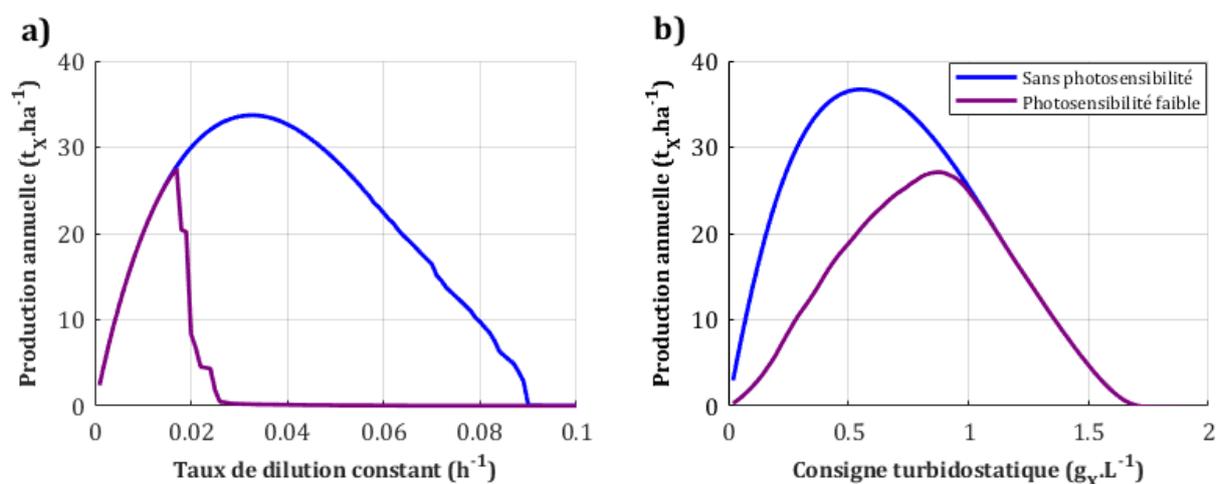


Figure 113. Identification des constantes optimales sur une année

Face au risque de lessivage brutal qui peut survenir en cas de taux non optimal de dilution en boucle ouverte, une correction doit être apportée suite à la définition du taux optimal à partir du scénario d'ajustement. En effet, un taux de dilution défini comme optimal sur le scénario d'ajustement peut provoquer, en conditions de photosensibilité, un lessivage de la culture si appliqué tel quel sur un scénario réel. Dès lors, le taux optimal de dilution en boucle ouverte a été réduit de 50 % avant d'être appliqué sur le scénario de validation. D'après une étude réalisée sur 3 villes différentes

(présentées en Annexe 13), il s'agit en effet de la réduction qui permet d'éviter un lessivage de la culture suite à un taux de dilution trop élevé, indépendamment du climat et de la photosensibilité de la souche. Cette approche conservatrice, qui a pour but de garantir la stabilité d'une culture d'une souche photosensible, s'avère particulièrement pertinente pour les villes peu ensoleillées. Dans cette étude, cette approche n'est appliquée qu'avec les stratégies constante et semi-continue en conditions de photosensibilité.

Les constantes de contrôle à appliquer sur le scénario de validation (Tableau XXXIX) montrent la forte influence de l'approche conservatrice lorsqu'une souche photosensible est cultivée, puisque le taux de dilution peut être diminué d'un facteur 3 ou 4 (respectivement pour les stratégies semi-continue et constante). L'effet de la photosensibilité sur la stratégie turbidostatique est moindre puisque la consigne n'est augmentée que de moitié environ.

Tableau XXXIX. Constantes de contrôle à appliquer sur le scénario de validation

	Stratégie constante	Stratégie semi-continue	Stratégie turbidostatique
Constante de contrôle	Taux de dilution constant	Taux de dilution appliqué entre 17h00 et 18h00	Consigne sur la concentration en biomasse
Pas de photosensibilité	0,033 h^{-1}	0,775 h^{-1}	0,56 $g_X \cdot L^{-1}$
Faible photosensibilité	0,0085 h^{-1}	0,2375 h^{-1}	0,88 $g_X \cdot L^{-1}$

V.1.3.2 – Périodes d'adaptation

Principe de l'adaptation périodique

Si jusqu'ici les constantes de contrôle sont maintenues sur l'ensemble de l'année (365 jours), il est aussi possible de les adapter en fonction de la période de l'année. En effet, la lumière moyenne aura tendance à augmenter entre le début et le milieu de l'année, pour redescendre ensuite jusqu'à la fin de l'année (Figure 112).

L'objectif d'une stratégie non-prédictive actualisée sur des périodes courtes est de fournir une adaptation plus fine du contrôle, en fonction de la lumière reçue à chaque période de l'année. Ainsi, au-delà d'une valeur unique à l'année, des adaptations

saisonniers (période de 91 jours), mensuelles (période de 30 jours) et hebdomadaires (période de 7 jours) ont été proposées.

Il faut toutefois noter qu'avec la réduction de la période d'adaptation, le scénario d'ajustement perd progressivement sa nature de scénario représentatif des conditions typiques de lumière. A titre d'exemple, la différence de lumière moyenne entre le scénario d'ajustement et le scénario de validation est plus importante à l'échelle du mois (Tableau XL) est légèrement plus grande qu'à l'échelle de la saison (Tableau XXXVIII).

Tableau XL. Caractéristiques lumineuses mensuelles des scénarios d'ajustement et de validation

Moyenne quotidienne de GHI ($W \cdot m^{-2}$)	Février	Mai	Août	Novembre
Année typique	82,2	216,3	216,1	58,6
Année 2015	87,0	212,8	204,3	52,0

A la suite de l'identification des optima sur chacune des périodes d'adaptation avec une photosensibilité considérée faible, ceux-ci ont été appliqués sur l'année 2015, par adaptation de la constante de contrôle en fonction de la période de l'année. A noter que l'approche conservatrice visant à réduire le risque de lessivage est appliquée pour toutes les périodes.

Constantes de contrôle adaptatives

S'agissant du taux de dilution à appliquer (Figure 114), celui-ci suit une tendance inverse à celle de la lumière : les taux sont par exemple les plus bas au printemps (jours 92 à 182), période où la lumière moyenne est la plus haute sur le scénario d'ajustement. Face à un apport plus grand de lumière, l'approche proposée consiste donc à réduire le renouvellement du milieu. En moyenne, ce renouvellement est toutefois plus élevé lorsque la période d'adaptation est réduite.

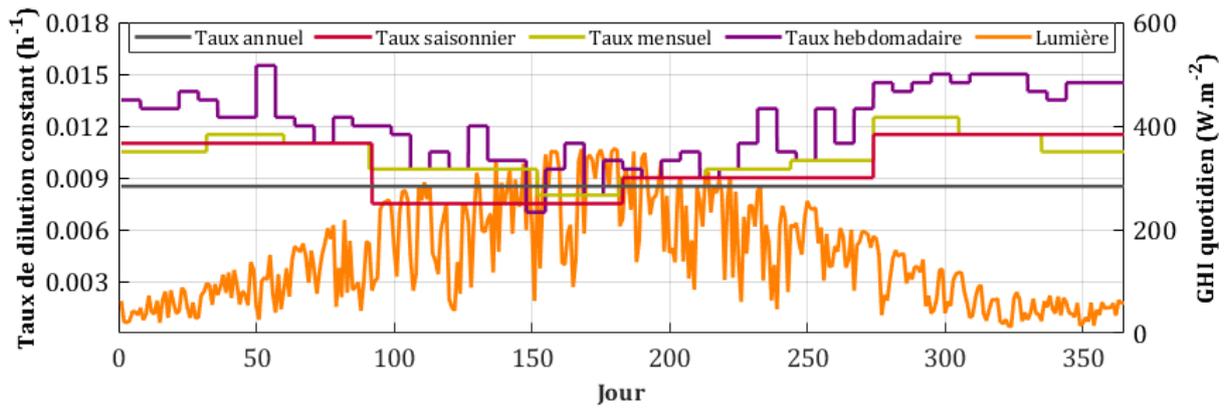


Figure 114. Adaptation périodique du taux de dilution de la stratégie constante

A l'inverse, et comme vu précédemment dans le cas des journées typiques (III.2.3), la consigne de concentration (Figure 115) a tendance à augmenter avec la lumière moyenne. Sur une année avec une période d'adaptation courte (une semaine), le taux de dilution peut varier du simple au double entre la fin et le milieu de l'année alors que la consigne turbidostatique peut y varier du simple au triple. Un scénario de longue durée influence donc de façon plus importante l'adaptation régulière d'une stratégie turbidostatique en boucle fermée que celui d'une stratégie en boucle ouverte.

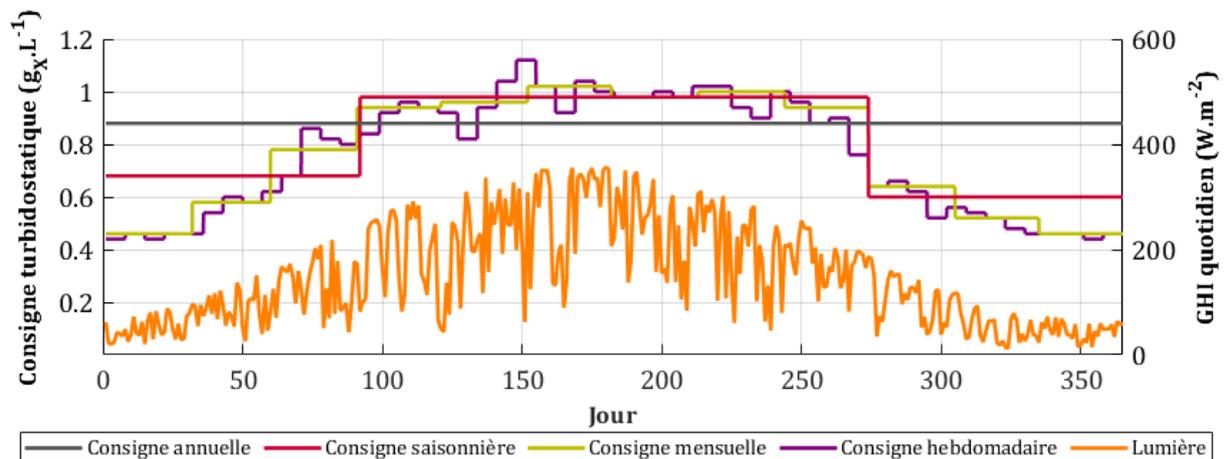


Figure 115. Adaptation périodique de la consigne de la stratégie turbidostatique

Adaptation quotidienne par prédiction de la lumière

Une dernière adaptation, quotidienne cette fois-ci, a été simulée. En considérant que la lumière reçue pendant une journée spécifique varie potentiellement fortement d'une année à l'autre, le scénario typique n'est pas utilisé dans cette partie. L'approche sollicitée est donc de prédire la lumière sur 24 heures (de minuit à minuit). La constante de contrôle est donc définie en fonction de la lumière réellement reçue, non en fonction d'un scénario typique.

Dans de telles conditions, l'identification des optima de productivité avec une souche peu photosensible a révélé que seule la journée d'été ensoleillé nécessite de travailler avec une constante de contrôle différente (Tableau XLI) par rapport à une souche non photosensible (Tableau XII, Tableau XIII). A noter que la stratégie MPC proposait également une loi de commande différente pour cette journée dès lors qu'était considérée la photosensibilité (III.4.2.4).

Tableau XLI. Optima de productivité des stratégies à ajuster avec souche peu photosensible

Été ensoleillé	Stratégie constante	Stratégie semi-continue	Stratégie turbidostatique
Constante optimale de contrôle	$D_{const} = 0,028 \text{ h}^{-1}$	$D_{17h} = 0,650 \text{ h}^{-1}$	$X_{sp} = 1,04 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$
Productivité ($\text{g}_X \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$)	15,54	16,82	16,05

Pour chacune des journées typiques, les constantes optimales de contrôle sont reliées au flux total de lumière, la lumière totale reçue sur 24 heures. Une équation de généralisation est ensuite formulée, de sorte à définir la constante de contrôle de chaque stratégie non-prédictive en fonction de la lumière prédite. Cette équation est de nature polynomiale d'ordre 2 pour le taux de dilution, afin de réduire celui-ci lorsque la lumière devient trop élevée, pour augmenter la concentration en biomasse et limiter le stress lumineux. A l'inverse, la consigne de concentration doit augmenter avec la lumière, dans ce même objectif. Une trajectoire linéaire est donc arbitrairement choisie.

Les lois d'adaptation quotidienne des taux de dilution (exprimés en h^{-1}) constants (73) et à 17h00 (74), ainsi que de la consigne turbidostatique (75), sont définies à partir des régressions polynomiales et linéaire (Figure 116) :

$$D_{const} = -5,00 \cdot 10^{-5} \cdot q_{tot}^2 + 2,39 \cdot 10^{-3} \cdot q_{tot} + 7,30 \cdot 10^{-3} \quad (73)$$

$$D_{17h} = -1,19 \cdot 10^{-3} \cdot q_{tot}^2 + 5,61 \cdot 10^{-2} \cdot q_{tot} + 0,190 \quad (74)$$

$$X_{sp} = 2,07 \cdot 10^{-2} \cdot q_{tot} + 0,277 \quad (75)$$

avec q_{tot} ($mol_{hv} \cdot m^{-2}$) la densité de flux totale cumulée sur 24 heures. Les corrélations sont jugées assez satisfaisantes (R^2 de 0,913, 0,888 et 0,928 pour les lois respectives de D_{const} , D_{17h} et X_{sp}). Elles sont toutefois limitées par la non-linéarité du modèle de croissance face à la lumière.

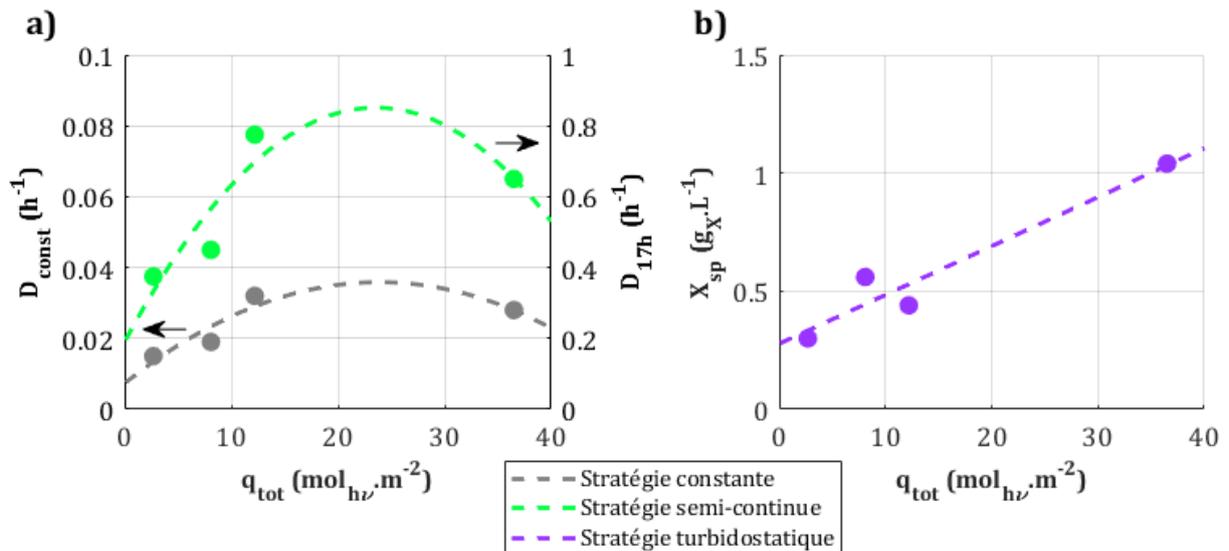


Figure 116. Régression entre constantes optimales de contrôle et lumière :

a) taux de dilution, b) consigne de concentration en biomasse

V.1.4 – Productions et consommations

V.1.4.1 – Stratégies non-adaptatives

Influence sur la dynamique du système

Suite à la définition des constantes de contrôle des stratégies constante, semi-continue et turbidostatique sur le scénario typique, les productions (quantité de biomasse récoltée et concentration moyenne associée) et consommations (eau utilisée, durée de pompage, énergie demandée) ont été évaluées sur le scénario de validation. Une cinquième stratégie, appelée « référence industrielle », est ajoutée : elle consiste à renouveler la moitié du milieu tous les 3 jours (renouvellement effectué à 17h00 pendant une heure). Ce mode de production correspond à une pratique usuelle pour des cultures extérieures, en particulier en raceway [131].

Avec des stratégies non-adaptatives (valeur unique de constante de contrôle sur l'année), les comportements observés avec une lumière simulée idéale (dans le cas des journées typiques) sont globalement retrouvés par transposition sur une lumière réelle. Pour une lumière et une durée d'ensoleillement relativement faibles (Figure 117), la dilution s'opère pendant une à quatre heures en fin de journée avec la stratégie optimale. Avec la stratégie turbidostatique à consigne annuelle, la dilution apparaît elle aussi préférentiellement en seconde partie de journée. Cependant, sa durée est plus courte, en comparaison aux journées typiques. La cause en tient à la valeur de la consigne annuelle de concentration ($0,88 g_X \cdot L^{-1}$), valeur élevée au regard de l'optimum pour une lumière équivalente ($0,56 g_X \cdot L^{-1}$ en journée d'hiver ensoleillé). La faible lumière induisant une montée de concentration en biomasse plus lente, une consigne élevée est atteinte plus tardivement. Des différences s'observent également par rapport aux journées typiques lorsqu'est considérée la concentration en biomasse. Premièrement, les profils liés aux stratégies constante et semi-continue se superposent à partir du zénith de chaque journée. Ensuite, la stratégie MPC propose les profils les plus bas, plutôt que de se superposer au profil semi-continu sur une majeure partie de la journée. Ceci est dû au fait que cette stratégie, grâce à l'aspect prédictif, adapte les conditions de culture face à la lumière reçue. Ainsi, pour une lumière faible, le stress lumineux est peu probable, ce qui permet de réduire sans risque la concentration.

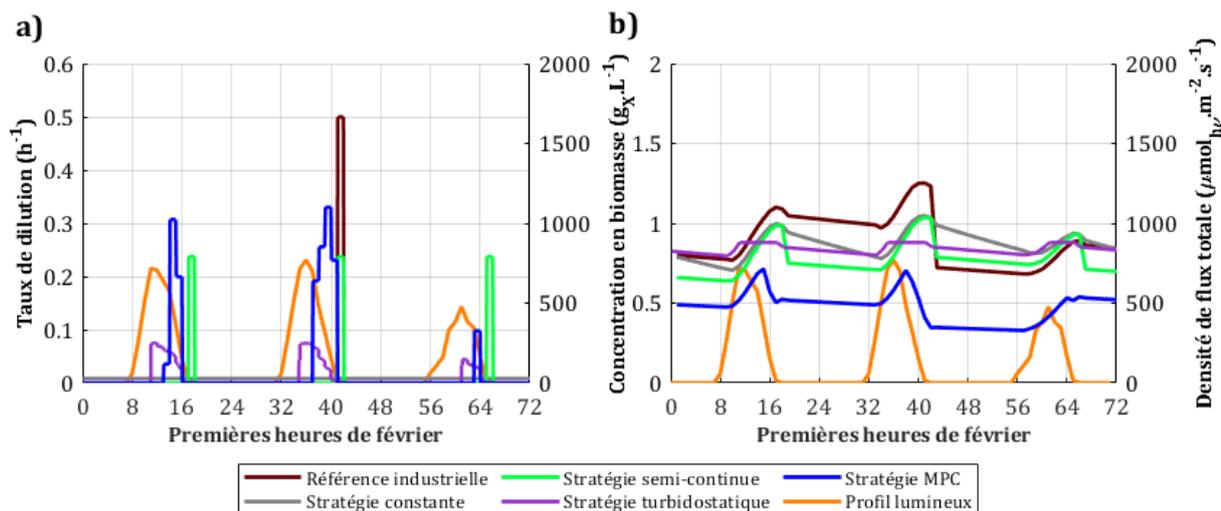


Figure 117. Param tres li s au milieu de culture en f vrier 2015 avec strat gies non-adaptatives :
a) loi de commande, b) concentration en biomasse

Sous des intensit s lumineuses  lev es (Figure 118), des changements apparaissent dans la r gulation du milieu et ses effets sur la concentration en biomasse. Tout d'abord, toutes les strat gies proposent des profils de concentration plus  lev s qu'en lumi re faible (en excluant la strat gie turbidostatique, dont le but ici est de maintenir une concentration constante ind pendamment de la lumi re). Deuxi mement, une discontinuit  est   noter pour les strat gies turbidostatiques et MPC. La r duction, voire l'absence, de dilution aux pics de lumi re (en milieu de journ e) est   noter. En effet, le stress biologique potentiellement amen  par ces conditions particuli res de lumi re r duit fortement la croissance, ce qui stoppe toute dilution suppl mentaire. Ainsi, les strat gies en boucle ferm e mettent   l'arr t toute op ration de r gulation du milieu d s lors que les conditions favorables de croissance ne sont plus assur es, ce qui peut  tre consid r  comme un gage de robustesse. Dans le cas de la strat gie turbidostatique, cela signifie que la concentration est maintenue   la valeur consigne, sans pour autant sortir de la biomasse du syst me. A noter que face   une perturbation lumineuse (l g re baisse de lumi re au d but de 3^{ me} journ e), la strat gie turbidostatique r ussit   maintenir la concentration constante, ce qui met en exergue sa capacit    rendre le proc d  robuste. En revanche, la strat gie MPC peine   maintenir une certaine robustesse face aux perturbations. Cette limite est   imputer   l'algorithme de minimisation, puisqu'un pic bref de dilution appara t sans raison au tout d but de la deuxi me journ e. Ce pic de dilution est la cause du stress engendr 

sur cette même journée, et donc de la perte de croissance qui s'en suit, et au final de la perte potentielle de production. L'algorithme de minimisation peu coûteux sélectionné (algorithme SQP identifié à partir d'une prédiction parfaite sur 24 heures de profils de lumière répétés) montre ici des signes de faiblesse lors d'un passage sur des conditions de lumière réelle et de prédiction sur 2 jours.

Les stratégies en boucle ouverte proposent la majeure partie du temps des concentrations plus élevées que celles des stratégies en boucle fermée. Seule une brève superposition des profils de concentration en biomasse avec la stratégie MPC est observée (milieu de la première journée). Cette concentration plus élevée permet d'éviter toute croissance nulle (absence de plateaux de concentrations), ce qui signifie que la lumière absorbée ne dépasse pas le seuil de $\langle A \rangle_{crit}$. En conclusion, l'approche conservatrice couplée à une constante de contrôle optimisée à partir d'une année typique s'avère efficace pour limiter au mieux le stress biologique.

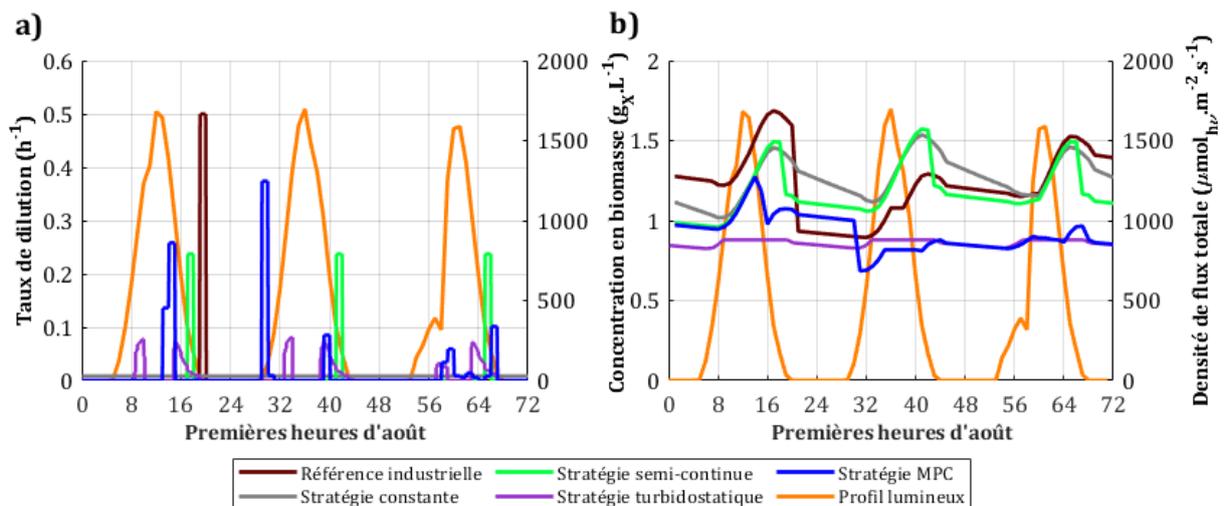


Figure 118. Paramètres liés au milieu de culture en août 2015 avec stratégies non-adaptatives :

a) loi de commande, b) concentration en biomasse

Production cumulée sur l'année

Cumulée sur l'année, la production de biomasse (Figure 119) prend des allures similaires tout au long des 365 jours. La stratégie optimale, stratégie nécessitant le plus de prérequis en termes d'outils de modélisation et de mesures, se distingue nettement du lot dès l'hiver, en tant que stratégie la plus performante. A l'inverse, la référence industrielle propose dès le départ les plus basses performances. Les stratégies proposées, qu'elles consistent en un contrôle en boucle ouverte ou en boucle fermée, parviennent donc nécessairement à une augmentation de la quantité de biomasse produite sur longue durée.

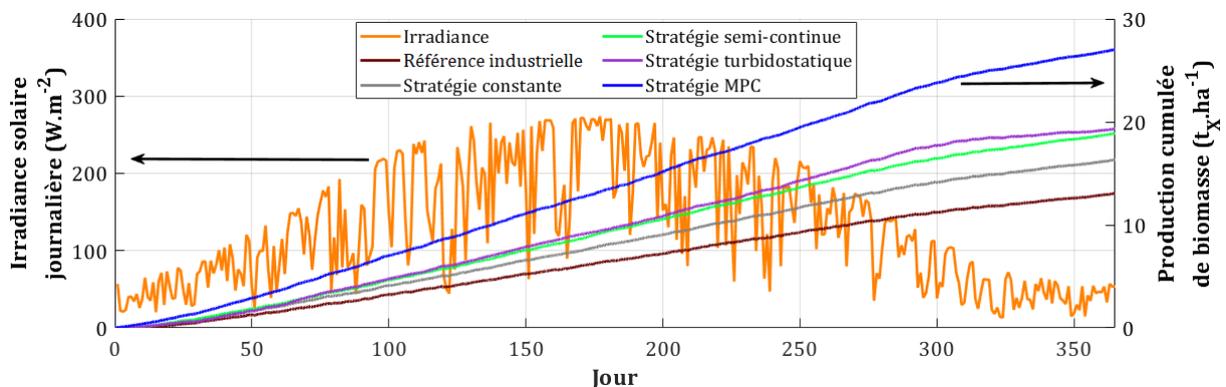


Figure 119. Production cumulée sur 2015 avec photosensibilité faible

En détaillant la production par saison (Figure 120), il apparaît que la culture de microalgues est réalisable pendant des saisons jugées peu intéressantes (automne et hiver). En effet, par contraste avec des saisons plus ensoleillées sur lesquelles le risque de perte de croissance par stress lumineux est plus accru, la culture ne subit pas de pertes avec des saisons peu ensoleillées. La viabilité d'une culture de microalgues sur l'automne et l'hiver nantais sera néanmoins conditionnée par d'autres aspects, notamment les coûts de la régulation thermique, plus élevés dans le cas de culture de souches dont la température optimale est supérieure aux normales de saisons. A noter que l'augmentation de production à l'année semble induite par des meilleures performances sur chacune des saisons : les stratégies proposent des améliorations de performances en adéquation avec la lumière reçue sur 3 mois.

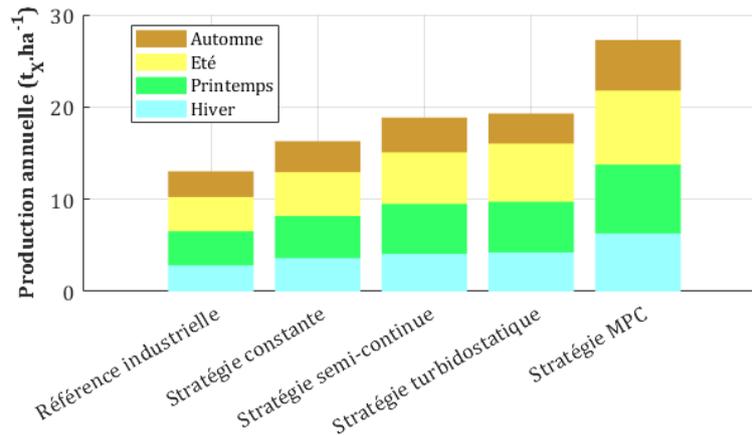


Figure 120. Répartition des productions saisonnières sur 2015 avec stratégies non-adaptatives

En supposant l'absence de photosensibilité (cas préliminaire utilisé pour l'étape de pré-validation des stratégies), le classement des stratégies en termes de production reste le même sur toute l'année (Figure 121). Cependant, avec cette situation peu réaliste au vu des fortes lumières en conditions solaires, les stratégies mises au point parviennent toutes à quasiment tripler la quantité totale de biomasse produite par rapport à la référence. Avec une souche photosensible, même faiblement, cette quantité est, au mieux, doublée par rapport à la référence (avec la stratégie optimale parfaite). Ceci montre à quel point la marge de manœuvre pour augmenter la production est dépendante de la capacité cellulaire à endurer un stress lumineux. L'éventualité seule d'un stress lumineux, avec l'exemple de la stratégie optimale appliquée à Nantes, fait diminuer d'environ un tiers la production optimale. En cultivant en conditions solaires des souches avec de moindres capacités de résistance à ce stress, il peut être attendu que les stratégies mises au point perdent progressivement de l'intérêt par rapport à une stratégie industrielle usuelle.

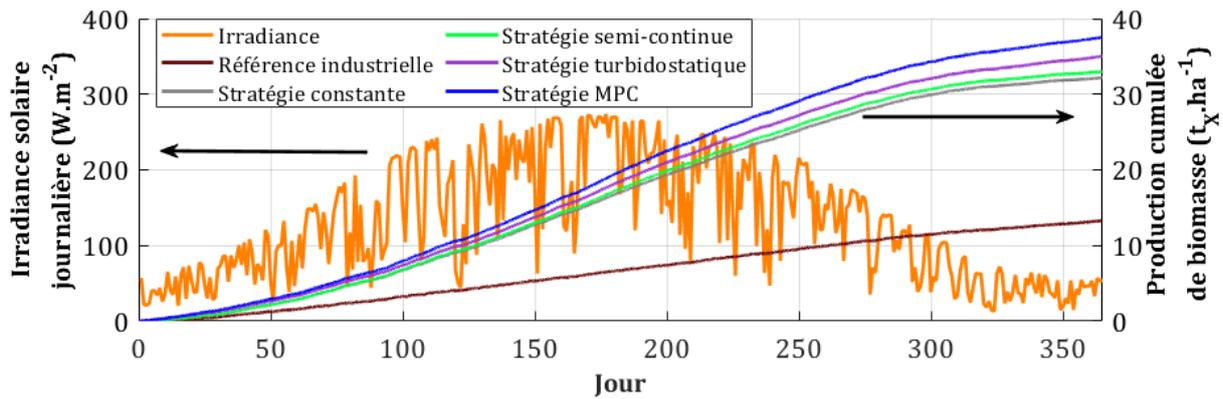


Figure 121. Production cumulée sur 2015 sans photosensibilité

Les productions moyennées sur l'année 2015 (Tableau XLII) montrent en premier lieu que la stratégie industrielle, certes la moins performante, est la seule dont l'impact d'une photosensibilité est négligeable sur la production. Celle-ci semble convenir pour assurer une production minimale sans risque de lessivage, pour un large spectre de souches sans besoin préliminaire de les caractériser. L'observation est toute autre avec les stratégies mises en œuvre dans cette étude, puisque les productions à espérer pour la culture de souches faiblement photosensibles sont diminuées de 45 % environ par l'ajout de la photosensibilité, avec les stratégies non-prédictives. Quant à la stratégie optimale, elle est moins influencée : la production à espérer baisse de 27,9 %. S'agissant des stratégies en boucle ouverte, la baisse observée est principalement liée à l'approche conservatrice (réduction du taux de dilution depuis la valeur déterminée sur le scénario typique), qui est non nécessaire dans le cas d'une souche hypothétiquement non photosensible. A titre d'exemple en l'absence de photosensibilité, le gain de production de la stratégie constante atteint 84 % de celle de la stratégie optimale. Cet écart faible entre une stratégie en boucle ouverte adéquatement ajustée et une stratégie de maximisation de la production est aussi retrouvé dans la littérature [227] (écart de l'ordre de 7 %).

En se focalisant uniquement sur les résultats de cultures de souches avec faible photosensibilité (cas réaliste d'une souche de type *Chlorella vulgaris*), la production est respectivement augmentée de 25,0 et 44,7 % pour les stratégies en boucle ouverte (respectivement stratégies constante et semi-continue), par rapport à la référence industrielle. Malgré le fait qu'elles assurent quotidiennement une production de

biomasse indépendamment de la météo, ces stratégies en boucle ouverte proposent des performances de production moindres que les stratégies en boucle fermée. La stratégie turbidostatique, par l'ajout d'une boucle de rétroaction sur la commande en vue de maintenir une valeur consigne de concentration en biomasse, pousse plus loin les performances, jusqu'à 48,1 % de gains. La stratégie MPC reste la plus performante, avec une moyenne de $27,1 t_X \cdot ha^{-1}$ sur un an. Cette valeur correspond à 67,4 % de la production maximale théorique en conditions de photosensibilité faible ($40,2 t_X \cdot ha^{-1}$), ce qui met en avant la difficulté à approcher, en conditions de photosensibilité et avec un comportement solaire réel, une situation de croissance maximale en continu (telle que définie en III.4.2.3).

Les gains relatifs de production sont, eux, semblables à ceux retrouvés dans l'étude du renouvellement optimal d'un raceway ouvert [132], puisque la quantité de biomasse produite avec la stratégie optimale est doublée par rapport à une stratégie de référence non optimisée (107 % de gains exactement), moyennant des mesures et prédictions parfaites. Par rapport à la meilleure stratégie en boucle ouverte (stratégie semi-continue, $18,9 t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$), ces gains apportés par le contrôle en boucle fermée sont de 43,2 %, soit près de la moitié.

Tableau XLII. Productions avec stratégies non-adaptatives sur l'année 2015

Production ($t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$)	Sans photosensibilité	Photosensibilité faible
Référence industrielle	13,3	13,1
Stratégie constante	32,2	16,3
Stratégie semi-continue	33,0	18,9
Stratégie turbidostatique	35,0	19,3
Stratégie MPC	37,5	27,0

Effet des stratégies sur la consommation en ressources

A l'échelle industrielle, un facteur concurrent à la production doit aussi être pris en compte : la consommation de ressources. Dans le cas de cultures microalgales maintenues artificiellement en conditions favorables de croissance, ces ressources seront

l'eau et l'énergie (la ressource humaine et ses coûts associés n'ont pas été quantifiés dans cette étude). Le volume quotidien d'eau utilisé V_{water} ($m_{water}^3 \cdot jour^{-1}$) est proportionnel au taux de dilution quotidien D_{day} ($jour^{-1}$) :

$$V_{water} = S_{cm} \cdot e_{cm} \cdot D_{day} \quad (76)$$

avec S_{ill} la surface illuminée (1 hectare considéré dans cette étude, soit $10^4 m^2$).

La ressource énergétique englobe l'alimentation électrique des appareils de pompage et de maintien du système en conditions optimales, ainsi que les équivalents énergétiques des apports gazeux (bullage et ajout CO_2) et à la production de nutriments (milieu frais et stérile alimentant la culture). La régulation thermique mise en place a pour objectif de maintenir la température du milieu entre 25 et 35 °C le jour, et de laisser la température dériver la nuit (phase de repos cellulaire, régulation thermique coupée). Le jour, la régulation agit par refroidissement pour maintenir la température en-dessous du seuil haut tandis qu'un chauffage est appliqué pour maintenir la température au-dessus du seuil bas. Les puissances associées (en $W \cdot m^{-2}$) sont $Q_{s,cool}$ et $Q_{s,heat}$, qui correspondent respectivement aux puissances de refroidissement et de chauffage nécessaires, déterminées à partir du modèle thermique (II.1.3).

Dans le cas d'un photobioréacteur plan, l'énergie E_{cult} (en $MJ \cdot jour^{-1}$) associée à la phase de culture est :

$$E_{cult} = E_{v,med} \cdot V_{water} + \frac{s_{day}}{100} \cdot (Q_{s,cool} + Q_{s,heat} + Q_{v,gas} \cdot e_{cm}) \quad (77)$$

avec $Q_{v,gas}$ la puissance associée au bullage et s_{day} le nombre de secondes dans une journée. $E_{v,med}$ est l'énergie volumique associée au renouvellement du milieu, telle qu'elle inclut les consommations liées à la production de nutriments, à la livraison/stockage d'eau et au pompage du milieu. D'après une analyse de cycle de vie à grande échelle d'une géométrie plane similaire [228] rapportée à une unité de volume, les valeurs de ces paramètres sont : $Q_{v,gas} = 53 W \cdot m^{-3}$ et $E_{v,med} = 20,7 MJ \cdot m_{water}^{-3}$.

Un dernier paramètre lié à la consommation a été ajouté : la durée moyenne de renouvellement. Cette durée permet d'évaluer la faisabilité d'une opération manuelle, mais aussi l'usure du système de pompage dans le cas d'une opération automatique. En effet, un appareillage plus longuement sollicité nécessitera des coûts de maintenance plus fréquents, et donc à long terme plus coûteux.

L'évaluation des caractéristiques de consommation (Tableau XLIII) montre qu'en tous points, la stratégie industrielle est la plus économe. La demande en énergie globale des autres stratégies reste cependant relativement proche (20 % d'écart au maximum avec la demande en énergie la plus haute). La stratégie semi-continue, dont les coûts de maintenance réduits ne sont pas modélisés ici, propose une demande en énergie 4 % supérieure à la référence industrielle, en raison notamment d'une consommation d'eau plus élevée de 42 %. Par rapport à la stratégie constante, la demande en énergie (sans prendre en compte les coûts de maintenance théoriquement 24 fois plus élevés) est du même ordre (moins de 2 % d'écart). La stratégie optimale, qui impose d'utiliser un volume d'eau deux fois plus important que la stratégie turbidostatique et trois fois plus important que la référence, nécessite la plus grosse demande en énergie. Cette augmentation de la demande globale en énergie, si elle est comparée à celle de la référence, est toutefois de moindre envergure (19,1 %) par rapport à l'augmentation de la production (107 %). Pour résumer, il en résulte que de manière générale, la tendance à améliorer la production pour une stratégie donnée s'accompagne par l'augmentation du volume d'eau pour le renouvellement et de la demande énergétique quotidienne.

Tableau XLIII. Caractéristiques de consommation avec stratégies non-adaptatives sur l'année 2015

	Eau utilisée ($m_{water}^3 \cdot jour^{-1}$)	Durée de pompage ($h \cdot jour^{-1}$)	Demande en énergie ($MJ \cdot jour^{-1}$)
Référence industrielle	38,4	0,3	9 610
Stratégie constante	46,9	24,0	9 823
Stratégie semi-continue	54,6	1,0	9 995
Stratégie turbidostatique	60,3	5,9	10 373
Stratégie MPC	117,7	3,3	11 449

V.1.4.2 – Stratégies adaptatives

Avec les stratégies constante, semi-continue et turbidostatique, une constante de contrôle inchangée sur l'année permet d'assurer des productions supérieures à la référence industrielle. Pour ces trois stratégies, l'effet d'une constante de contrôle s'adaptant à différentes périodes au cours de l'année peut aussi être investigué, dans l'objectif principal de pousser plus loin les performances de production. L'ensemble des 4 périodes d'adaptation (V.1.3.2) a donc été appliqué pour chaque stratégie sur la même année 2015.

Malgré des lois de régression en mesure de faire baisser le taux de dilution au-delà d'un certain seuil de lumière (Figure 116.a, seuil à environ $25 \text{ mol}_{hv} \cdot \text{m}^{-2}$), l'adaptation quotidienne appliquée aux stratégies en boucle ouverte conduit à un lessivage. Un simple couplage d'une prédiction de lumière sur de telles stratégies en boucle ouverte ne permet donc pas d'assurer une culture viable.

En hiver (Figure 122), une valeur annuelle (sans adaptation) propose la plus haute concentration microalgale. A l'inverse, c'est l'adaptation hebdomadaire qui propose les concentrations les plus basses. L'adaptation quotidienne de la consigne turbidostatique (Figure 122.b) s'accorde conformément à la loi régressive mise en place (75), à savoir qu'elle augmente avec la lumière quotidienne moyenne. Appliquer cette adaptation par prédiction de la lumière sur 24 heures conduit à des concentrations en biomasse proches des adaptations hebdomadaire et mensuelle en lumière faible.

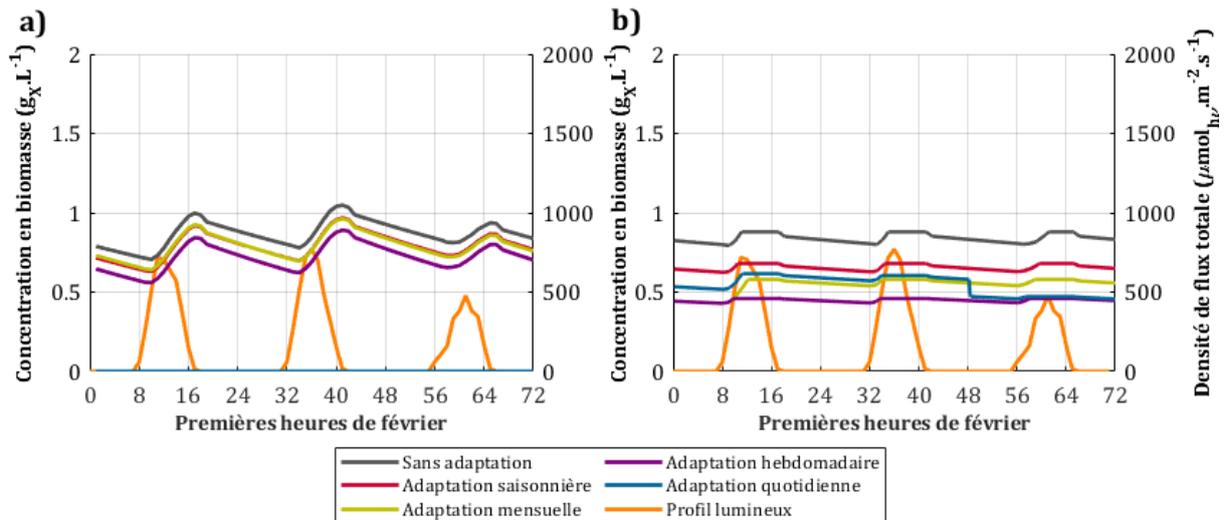


Figure 122. Concentration en biomasse en février 2015 avec stratégies adaptatives :
 a) dilution constante, b) stratégie turbidostatique

En été (Figure 123), la variation de la période d'adaptation influe très peu sur les profils de concentration pour une même stratégie, lorsqu'il n'y a pas d'aspect prédictif (adaptation quotidienne). A noter qu'une consigne turbidostatique ajustée quotidiennement peut être supérieure en été de $0,5 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ à la consigne turbidostatique inchangée sur l'année, ce qui montre sensiblement l'effet d'une période courte d'adaptation pour cette stratégie, avec lumière faible ou avec lumière forte.

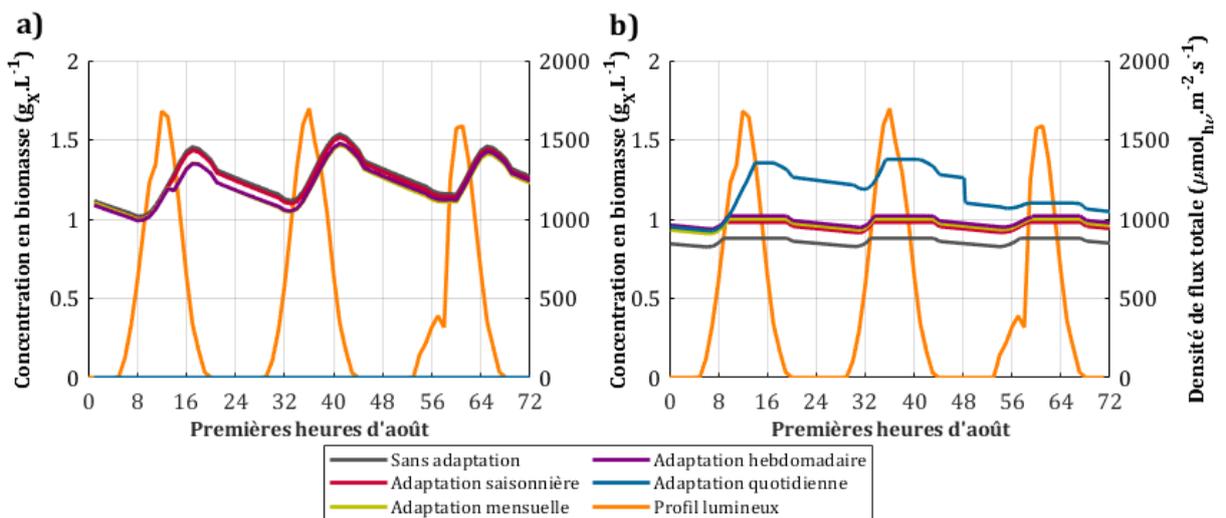


Figure 123. Concentration en biomasse en août 2015 avec stratégies adaptatives :
 a) dilution constante, b) stratégie turbidostatique

Production en biomasse sur l'année

La synthèse des caractéristiques de production avec les quatre stratégies adaptatives (Tableau XLIV) montre clairement que l'augmentation de la fréquence d'adaptation aide à augmenter les performances. Ceci est particulièrement perceptible avec une adaptation quotidienne de la consigne turbidostatique, qui permet d'atteindre une production de $24,3 t_x \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$, soit une augmentation de 25,9 % par rapport à une consigne annuelle. Cette performance maximale correspond à 90,0 % de celle de la stratégie optimale. La prédiction de la météo (sur 48 heures pour la stratégie optimale et sur 24 heures pour la stratégie turbidostatique quotidienne) est donc un prérequis majeur pour atteindre les plus hautes performances de production avec des stratégies en boucle fermée.

Pour les stratégies en boucle ouverte, c'est une adaptation hebdomadaire qui parvient à maximiser la production pour chacune de ces stratégies. Cette augmentation, par rapport à l'usage d'une seule constante de contrôle sur l'année, est plus importante avec la stratégie constante (19,6 %) qu'avec la stratégie semi-continue (11,1 %). A noter que cette même stratégie semi-continue, dans le cas d'une adaptation hebdomadaire, propose une production identique à la stratégie turbidostatique ($21,0 t_x \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$). Ceci montre que malgré une forte prévention du stress lumineux par l'approche conservatrice, la stratégie semi-continue peut proposer, sous certaines conditions, les mêmes performances qu'une stratégie coûteuse. Ces performances peuvent même être supérieures si la stratégie turbidostatique est peu fréquemment adaptée : celle-ci propose une production jusqu'à $20,6 t_x \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$ avec une constante de contrôle différente à chaque saison.

La réduction de la période d'adaptation réussit à augmenter la production dans la majeure partie des cas, mais il apparaît en second lieu une réduction systématique de la concentration en biomasse moyenne dans la récolte. Cette réduction est toutefois limitée puisqu'elle ne dépasse pas les 20 % (valeur obtenue avec une stratégie semi-continue, passage d'un taux de dilution annuel à une adaptation hebdomadaire).

Tableau XLIV. Productions avec stratégies adaptatives sur l'année 2015

	Sans adaptation	Adaptation saisonnière	Adaptation mensuelle	Adaptation hebdomadaire	Adaptation quotidienne
	Production ($t_x \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$)				
Stratégie constante	16,3	17,6	18,3	19,5	Lessivage
Stratégie semi-continue	18,9	19,2	19,7	21,0	Lessivage
Stratégie turbidostatique	19,3	20,6	21,2	21,0	24,3

A l'échelle d'une année, le stress lumineux (Tableau XLV) en boucle ouverte est légèrement plus important pour les périodes d'adaptation les plus courtes (au mois ou à la semaine), mais reste dans tous les cas inférieur à 45 minutes. Avec une consigne turbidostatique, ce stress existe pendant environ 1 heure par jour. Seule une consigne changée quotidiennement permet de faire baisser ce stress lumineux à hauteur de celui enduré chez les stratégies en boucle ouverte (0,6 heure). En résumé, une adaptation quotidienne de la consigne turbidostatique et une adaptation hebdomadaire du taux de dilution pour les stratégies en boucle ouverte sont les approches à privilégier pour garantir les meilleures performances de production, tout en évitant l'apparition de stress lumineux prolongé.

Tableau XLV. Stress engendrés avec stratégies adaptatives sur l'année 2015

	Sans adaptation	Adaptation saisonnière	Adaptation mensuelle	Adaptation hebdomadaire	Adaptation quotidienne
	Durée moyenne de stress lumineux ($h \cdot jour^{-1}$)				
Stratégie constante	0,3	0,2	0,7	0,6	Lessivage
Stratégie semi-continue	0,3	0,2	0,4	0,5	Lessivage
Stratégie turbidostatique	1,1	1,0	0,9	1,1	0,6

Effet sur la consommation en ressources

Le dernier point à prendre en compte dans l'évaluation des stratégies est l'ensemble des consommations. Par exemple, la quantité d'eau utilisée pour le renouvellement du milieu (Tableau XLVI) suit une évolution uniforme en fonction de la période d'adaptation. Premièrement, pour une même période d'adaptation, la stratégie turbidostatique sera toujours la plus consommatrice d'eau et la stratégie à dilution

constante sera la moins consommatrice. Deuxièmement, pour une même stratégie, la réduction de cette période amènera nécessairement à une augmentation de la quantité d'eau utilisée. Comparativement aux stratégies non-adaptatives, ces augmentations sont importantes puisqu'elles atteignent jusqu'à 41,6 % et 25,1 % respectivement pour les stratégies constante et semi-continue (taux hebdomadaire) et 60,2 % pour la stratégie turbidostatique (consigne quotidienne). La durée moyenne de pompage est quant à elle inchangée pour les stratégies en boucle ouverte, et reste globalement constante pour la stratégie turbidostatique (entre 6 et 7 heures de commande active par jour).

La demande en énergie sur la phase de culture, dépendante de la consommation en eau, suit le même schéma : augmentation de la demande avec l'augmentation de la fréquence d'adaptation et demande toujours plus élevée pour la stratégie turbidostatique.

Tableau XLVI. Consommations avec stratégies adaptatives sur l'année 2015

	Sans adaptation	Adaptation saisonnière	Adaptation mensuelle	Adaptation hebdomadaire	Adaptation quotidienne
	Eau utilisée ($m_{water}^3 \cdot jour^{-1}$)				
Stratégie constante	46,9	53,8	56,5	66,4	Lessivage
Stratégie semi-continue	54,6	56,8	59,2	68,3	Lessivage
Stratégie turbidostatique	60,3	71,7	79,8	81,1	96,6
	Durée de pompage ($h \cdot jour^{-1}$)				
Stratégie constante	24,0				Lessivage
Stratégie semi-continue	1,0				Lessivage
Stratégie turbidostatique	5,9	6,5	6,7	6,8	6,4
	Demande en énergie ($MJ \cdot jour^{-1}$)				
Stratégie constante	9 823	9 972	10 031	10 244	Lessivage
Stratégie semi-continue	9 995	10 038	10 092	10 286	Lessivage
Stratégie turbidostatique	10 373	10 635	10 822	10 853	11 172

Conclusions sur les stratégies d'optimisation à l'année

En résumé des simulations, la stratégie la plus pertinente en termes de quantité de biomasse produite reste la stratégie optimale ($27,0 t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$). En l'absence de capacités de calcul suffisantes, la stratégie turbidostatique adaptée quotidiennement par prédiction de la lumière sur 24 heures vient en 2^{nde} place ($24,3 t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$). En l'absence d'outils de prédiction, l'adaptation doit être faite mensuellement avec cette même stratégie pour garantir la 3^{ème} meilleure production ($21,2 t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$). Finalement, si les investissements nécessaires à l'implémentation de cette stratégie turbidostatique (unité de calcul de la commande, outils de mesure météorologiques) sont trop contraignants, la stratégie semi-continue est là pour garantir la 4^{ème} meilleure production. En effet, en renouvelant le milieu tous les jours de 17h00 à 18h00, cela suffit pour proposer une production du même ordre ($21,0 t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$), dès lors que le taux de dilution est adapté chaque semaine. La transposition en conditions solaires de la stratégie constante, qui est la meilleure stratégie de production pour une lumière constante, n'amène pas de bénéfices concrets sur les performances par rapports aux autres stratégies.

V.1.4.3 – Evaluation des intérêts industriels

Bilan de CO₂

La captation du CO₂ est un paramètre méritant d'être étudié, en raison de l'application bien connue de la valorisation du CO₂ provenant des fumées industrielles [65]. La consommation de CO₂ est estimée à $1,83 kg_{CO_2}$ pour $1 kg_X$ de biomasse produite [35]. Ainsi, les stratégies permettant de capter la plus grande quantité de CO₂ correspondent à celles permettant de produire le plus de biomasse. Cependant, les émissions indirectes de CO₂ par les demandes énergétiques mises en jeu pour la phase de culture doivent être prises en compte, en vue de calculer le bilan de CO₂ pour la phase de culture. En considérant en France des émissions carbone P_{CO_2} de $0,06 kg_{CO_2} \cdot kWh^{-1}$ [229] liées à un mix énergétique en majorité d'origine nucléaire, le bilan de CO₂ est :

$$B_{CO_2} = P_{CO_2} \cdot E_{cult} - \nu_{CO_2-O_2} \cdot P_X \quad (78)$$

Pour l'hiver, le printemps et l'automne, le bilan de CO₂ sera positif (Figure 124) : la différence entre quantité émise et quantité captée se situe entre 50 et 200 kg_{CO2} pour un hectare de surface cultivée. L'obtention d'un puits de carbone, révélé par un bilan négatif de CO₂, n'est possible qu'en été, pour les stratégies optimale, turbidostatique et semi-continue, ainsi que pour la stratégie constante avec un taux hebdomadaire. Le meilleur bilan est obtenu avec la stratégie optimale en été qui, au-delà de proposer la plus haute production de biomasse sur cette saison (7,94 t_X · ha⁻¹ · an⁻¹), permet d'avoir un bilan de CO₂ négatif de 32,3 kg_{CO2}. Il apparaît que, de manière générale, les meilleurs bilans de CO₂ sont obtenus avec les stratégies proposant déjà les plus hautes productions de biomasse.

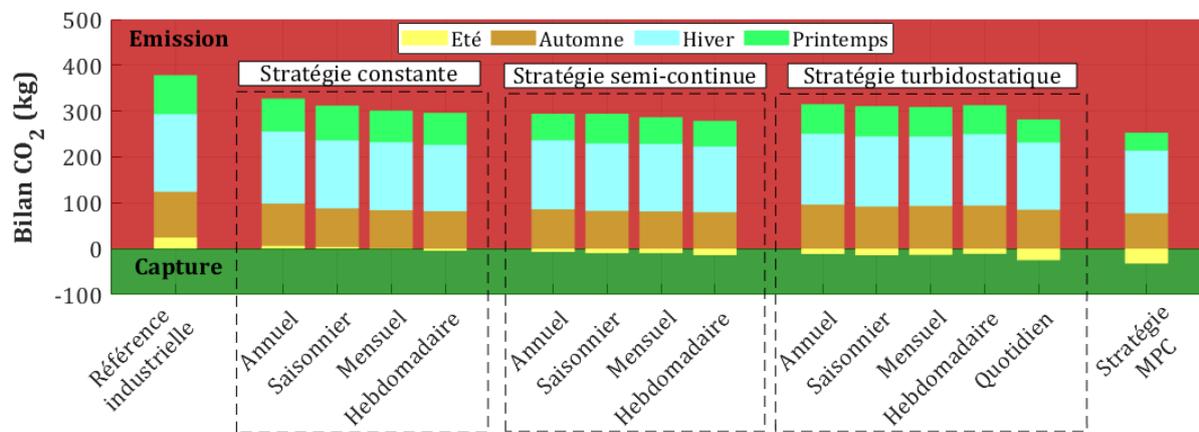


Figure 124. Détail saisonnier du bilan du CO₂ pour l'ensemble des stratégies adaptatives

Caractérisation de critères industriels

Le potentiel lumineux de Nantes étant finalement limité au regard de l'énergie solaire reçue par jour (4,0 kWh · m⁻² à Nantes, entre 2,0 et 7,6 kWh · m⁻² sur Terre), seule la saison estivale rend intéressante, d'un point de vue industriel, la culture de microalgues en conditions solaires. Afin de comparer l'ensemble des performances évoquées jusqu'ici, elles sont résumées sur cette saison (Tableau XLVII). Les périodes d'adaptation retenues pour les stratégies constante, semi-continue et turbidostatique sont celles proposant les meilleurs intérêts industriels (comme vu précédemment).

Tableau XLVII. Critères industriels des stratégies appliquées à l'été nantais

	Référence industrielle	Stratégie constante (taux de dilution hebdomadaire)	Stratégie semi-continue (taux de dilution hebdomadaire)	Stratégie turbidostatique (consigne quotidienne)	Stratégie MPC
Biomasse produite ($t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$)	3,72	5,50	6,09	7,17	7,94
Durée de stress lumineux ($h \cdot jour^{-1}$)	0,5	0,6	0,6	0,8	1,7
Eau consommée ($m_{water}^3 \cdot jour^{-1}$)	39,2	59,0	63,9	91,1	115,6
Demande en énergie ($MJ \cdot jour^{-1}$)	5 935	6 372	6 518	7 163	7 641
Bilan CO ₂ (kg)	24,2	-4,4	-13,9	-24,9	-32,3
Durée de pompage ($h \cdot jour^{-1}$)	0,3	24,0	1,0	6,3	3,9

Afin d'y voir plus clair, les stratégies sont classées par ordre d'intérêt de 1 à 5, avec 1 la stratégie la plus pertinente et 5 la stratégie la moins pertinente (Tableau XLVIII). La robustesse biologique est corrélée à la durée de stress lumineux quotidien (meilleure robustesse pour une courte durée de stress). Le coût de maintenance est en lien avec la durée moyenne de pompage. Plus cette durée est importante, plus l'usure est prononcée, ce qui induit une maintenance plus fréquente donc plus coûteuse. Le coût d'instrumentation a été ajouté, tel qu'il se réfère aux outils techniques à implémenter pour que les stratégies puissent s'opérer. La référence industrielle n'a besoin d'aucun prérequis spécifique en termes d'outils de mesure, de contrôle et de prédiction. Dans le cas des stratégies constante et semi-continue, la constante de contrôle doit être calculée chaque semaine en fonction de la lumière reçue sur le scénario typique, grâce à une unité de calcul sur laquelle est programmée un modèle global de productivité. Avec les stratégies turbidostatique et optimale, des instruments de mesure de la lumière et de la concentration microalgale viennent s'ajouter, ainsi que des outils prédictifs. Les commandes complexes fournies par ces stratégies imposent également une automatisation du système de renouvellement du milieu.

Le classement, effectué sur la saison d'été, est identique si les critères sont évalués à l'échelle de l'année, à la seule différence que la stratégie turbidostatique fera subir un risque de dérive biologique face à la lumière de même ordre que celui de la stratégie

constante. Sur la notion de production, la complexification progressive du procédé depuis la référence industrielle jusqu'à la stratégie optimale amène à de meilleures performances. C'est cette performance de production qui lui permet aussi d'obtenir le meilleur bilan CO₂, là où la stratégie industrielle usuelle est la dernière. En termes de ressources nécessaires à son application (maintenance, instrumentation, demande d'eau et demande d'énergie), cette même stratégie industrielle reste pourtant la plus intéressante, là où au contraire la stratégie optimale est la plus consommatrice et énergivore. Les stratégies de référence (seule stratégie non optimisée) et optimale (stratégie la plus complexe de cette étude) représentent donc respectivement l'approche la moins coûteuse/productive et l'approche la plus coûteuse/productive, sur plusieurs aspects. Toutes les autres stratégies ne proposent que des solutions intermédiaires. Par exemple, assurer la robustesse du procédé avec une stratégie turbidostatique ne signifie pas garantir la meilleure robustesse biologique au regard de la lumière absorbée. Globalement, la stratégie de référence industrielle se distingue du lot avec le meilleur classement, du fait que la majorité des critères industriels évalués ici se basent sur des considérations de consommation de ressources ou de coûts. C'est pour ces mêmes raisons que les stratégies en boucle ouverte se placent en 2^{ème} (stratégie semi-continue) et 3^{ème} position (stratégie constante).

Tableau XLVIII. Classement des critères industriels pour les stratégies appliquées à l'été nantais

	Référence industrielle	Stratégie constante (taux de dilution hebdomadaire)	Stratégie semi-continue (taux de dilution hebdomadaire)	Stratégie turbidostatique (consigne quotidienne)	Stratégie MPC
Production	5	4	3	2	1
Robustesse biologique	1	2	2	4	5
Demande en eau	1	2	3	4	5
Demande en énergie	1	2	3	4	5
Bilan CO ₂	5	4	3	2	1
Coût de maintenance	1	5	2	4	3
Coût d'instrumentation	1	2	2	5	5
Classement moyen	2,1	3,0	2,6	3,6	3,6

Influence du climat sur les critères industriels

Il est important de rappeler que les performances principales (productions, consommations) évaluées ici pour l'ensemble des stratégies sont réservées au site de production nantais. Les valeurs obtenues diffèrent en fonction des ressources énergétiques nécessaires au maintien de la culture en conditions optimales, ressources dépendantes en majorité des conditions climatiques.

Avec l'étude des critères de production et de consommation pour deux autres villes aux climats différents de celui de Nantes (Annexe 12), les conclusions restent globalement les mêmes. Premièrement, les plus hautes productions de biomasse sont obtenues par la stratégie optimale, puis par la stratégie turbidostatique. Le comportement dynamique de la stratégie optimale consiste pour tous les climats à diluer le milieu en 2^{ème} partie de journée, et à induire la plus faible concentration en biomasse récoltée. Elle est aussi celle qui est systématiquement la plus énergivore.

Il a également été observé qu'avec l'augmentation du potentiel lumineux d'un site donné, les gains de production de biomasse par rapport à la référence industrielle sont significativement réduits. Ceci est dû à la présence de photosensibilité, qui contraint à limiter la variation de la concentration en biomasse au cours d'une journée pour éviter au mieux le stress lumineux.

V.1.5 – Sensibilité aux contraintes d'implémentation

Simulation d'incertitudes expérimentales

Appliquées expérimentalement, les stratégies de contrôle sont soumises aux nombreuses contraintes technologiques (instrumentation) et de représentation (modélisation). Les capteurs météorologiques ainsi que les sondes de mesure introduites dans le photobioréacteur ne sont pas en mesure de délivrer une mesure parfaitement juste et fidèle des valeurs réelles des paramètres. Les modèles prédictifs (météorologique et de croissance) ont eux aussi une incertitude de prédiction. Cette incertitude a déjà été relevée dans le cas du modèle météorologique (erreur de plus de 50 %), et est également

évoquée dans la littérature lors de la production de modèles de représentation de la croissance (erreur pouvant varier entre 2 et 18 % après ajustement des paramètres du modèle [142]).

Les effets sur les performances de production de quatre sources d'incertitude sont étudiés : l'incertitude de mesure des flux solaires, l'incertitude de mesure de la concentration en microalgues, l'incertitude de prédiction des flux solaires et l'incertitude de prédiction de la croissance. Sur le scénario de 2015, les cinq stratégies non-adaptatives sont appliquées, avec l'ajout d'une seule incertitude à la fois, l'objectif étant d'identifier le principal obstacle au maintien de la production par rapport aux conditions idéales. Ensuite, les incertitudes de prédiction de la lumière et de la croissance seront combinées, afin d'évaluer l'effet prédictif global sur les performances. Il est fait de même pour la combinaison des incertitudes de mesure (flux solaires et concentration). Pour finir, toutes les incertitudes sont combinées pour jauger les performances pouvant être attendues en conditions expérimentales.

De la même façon qu'avec la simulation d'une incertitude météorologique typique, les paramètres soumis aux incertitudes suivent cette loi :

$$Y_{pred}(t) = Y_{perf}(t) \cdot (1 + nRMSE \cdot R_{binom}) \quad (79)$$

avec Y_{pred} la valeur du paramètre avec incertitude, Y_{perf} sa valeur sans incertitude, $nRMSE$ la proportion de l'erreur (de mesure ou de prédiction). L'augmentation de cette erreur permet de faire baisser la justesse de la mesure ou de la prédiction. R_{binom} est un nombre généré aléatoirement par distribution gaussienne centrée en 0. L'ajout de ce paramètre similaire à l'apparition d'un bruit sur un signal permet d'ajouter un caractère de fidélité aux erreurs. Pour chaque type d'incertitude, trois proportions d'erreurs (symbolisées par le paramètre $nRMSE$) sont simulées : erreur faible de 10 %, erreur intermédiaire de 20 % et erreur forte de 50 %.

Effets des incertitudes de mesure sur la dynamique du système

Soumise à une incertitude forte sur la mesure en concentration, la stratégie turbidostatique propose des dilutions très brèves mais très intenses (Figure 125.a). Expérimentalement, ce comportement dans la commande provoque une usure prématurée des appareillages associés au renouvellement du milieu, usure qui provoque donc des coûts de maintenance accrus. Dans l'ensemble, le milieu se retrouve moins dense que la concentration désirée (Figure 125.b). La consigne n'est jamais respectée (différence moyenne entre celle-ci et la concentration en biomasse réelle : $0,4 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$), et les conditions turbidostatiques ne sont plus parfaitement assurées (variations de plus de $0,1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ sur une journée). La stratégie turbidostatique perd donc totalement son caractère robuste si la mesure des paramètres biologiques du système n'est pas suffisamment fiable. Une solution intéressante pour limiter cette dégradation semblerait de forcer l'arrêt de la dilution en l'absence d'ensoleillement (la nuit). En effet, la concentration en biomasse n'augmente pas durant cette période donc rien ne justifie de diluer le milieu, en considérant que ce dernier a atteint la valeur consigne avant la tombée de la nuit. Ainsi, le procédé n'est pas altéré par les erreurs de mesure de biomasse la nuit. En testant une telle approche, l'écart avec la consigne et la production restent pourtant les mêmes. Le seul biais de mesure de la biomasse en journée suffit donc pour dégrader grandement les performances de robustesse et de production de la stratégie turbidostatique.

Une incertitude forte sur la mesure en lumière n'affecte que très peu la façon dont la commande est appliquée : seules quelques « saccades » sont observées dans l'application de la dilution le matin et le soir. Malgré cela, les conditions turbidostatiques, quoique légèrement dégradées, restent globalement garanties (écart négligeable entre la consigne et la concentration mesurée).

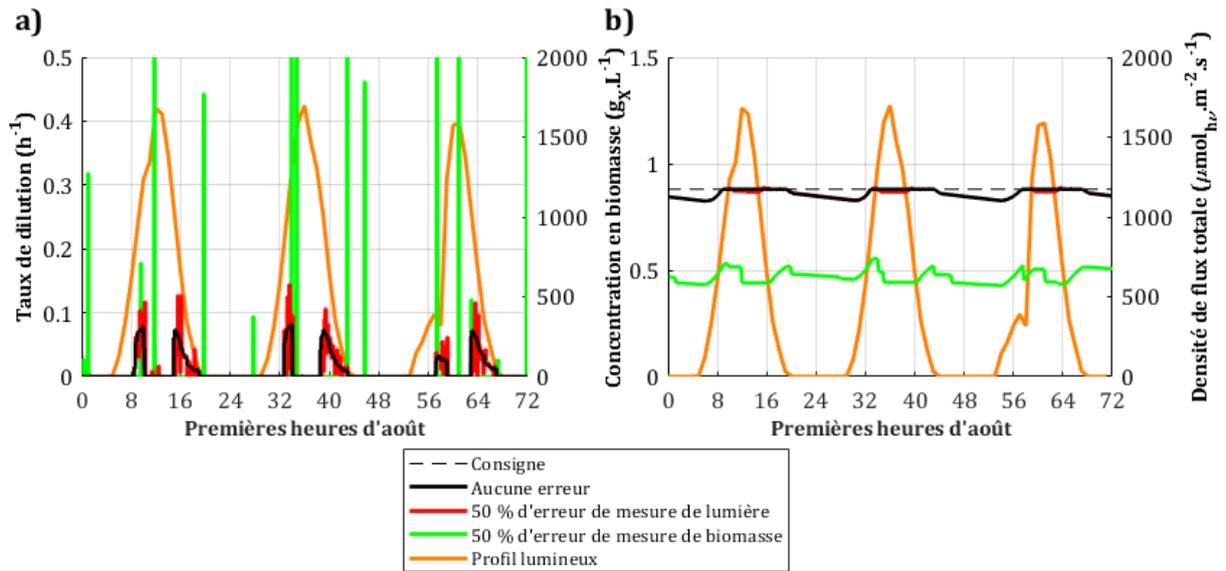


Figure 125. Influence des incertitudes de mesure sur la stratégie turbidostatique en été :
 a) loi de commande, b) concentration en biomasse

La stratégie optimale est sensible aux erreurs sur les mesures de lumière et de biomasse (Figure 126). La sensibilité semble être plus forte face à une erreur sur la biomasse mesurée, puisqu'à l'image de la stratégie turbidostatique le profil de concentration est bien plus bas, de $0,4 g_X \cdot L^{-1}$ environ. Avec une erreur sur la lumière, ce profil est différent mais reste néanmoins dans la bonne plage de valeurs.

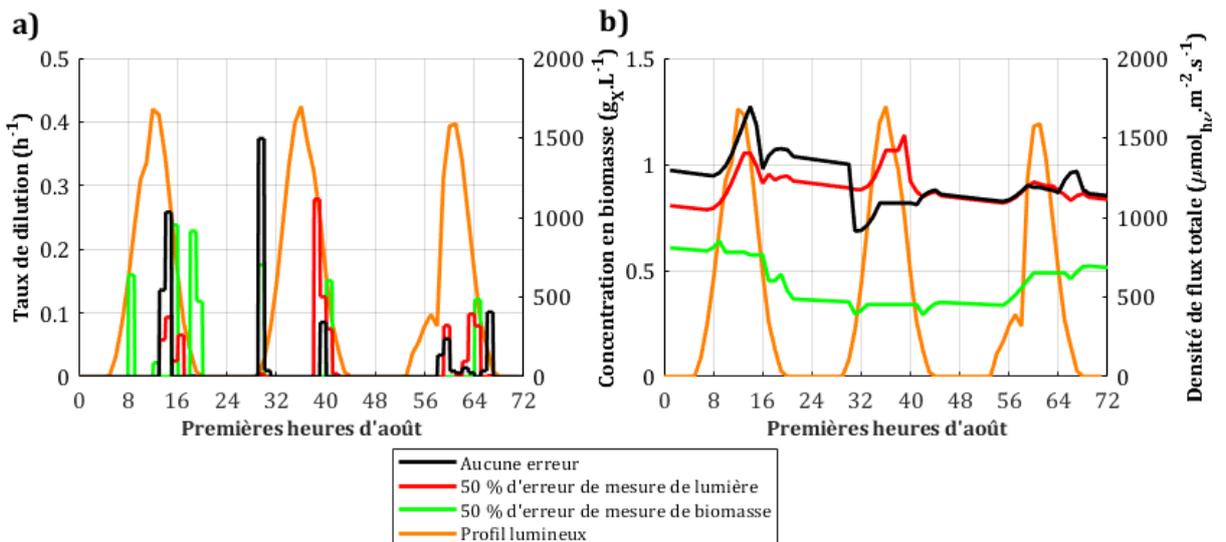


Figure 126. Influence des incertitudes de mesure sur la stratégie optimale en été :
 a) loi de commande, b) concentration en biomasse

Effets des incertitudes de prédiction sur la dynamique du système

Pour une erreur de type prédictive, le caractère robuste du procédé est maintenu par la stratégie turbidostatique (Figure 127) : malgré une légère différence dans le profil de commande avec un caractère plus « saccadé » (à l'instar d'une erreur de mesure de lumière), la différence sur le profil de concentration est négligeable avec une erreur sur la biomasse prédite. Cette observation indique que le succès de la stratégie turbidostatique ne repose pas sur l'aspect prédictif, mais plutôt sur l'aspect correctif par la mesure fréquente de la concentration du milieu. En conclusion, la stratégie turbidostatique peut être utilisée pour des souches très peu caractérisées, sans que la qualité de la robustesse du procédé ne soit réellement dégradée. Concernant la lumière prédite, la stratégie turbidostatique est totalement insensible à une erreur sur ce paramètre (commande dépendante de la lumière uniquement mesurée).

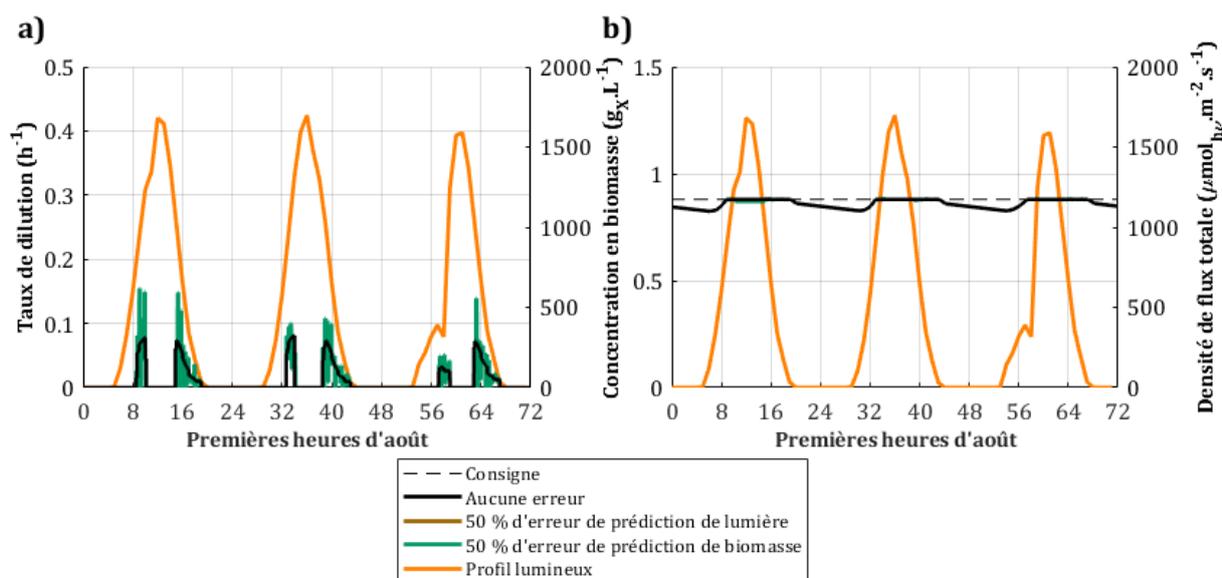


Figure 127. Influence des incertitudes de prédictions sur la stratégie turbidostatique en été :

a) loi de commande, b) concentration en biomasse

La stratégie optimale est beaucoup plus sensible aux erreurs prédictives, puisqu'une prédiction fortement erronée de la lumière ou de la biomasse produit une forte variation des profils de commande (Figure 128.a), et donc de concentration (Figure 128.b). L'écart est surtout perceptible pour une erreur affectée à la prédiction de lumière, puisque le profil de concentration est bien plus dilué (de 0,5 $g_x \cdot L^{-1}$ environ) par

rapport au profil sans erreur. Cette diminution de moitié de la concentration moyenne en biomasse est conforme à l'intervalle des pertes (40 à 73 %) observé avec l'optimisation de production en raceway ouvert face à une prédiction météo incertaine des différents paramètres, hors flux solaires [230]. La dégradation des prédictions météorologiques, qu'elle affecte les flux solaires, la température extérieure ou d'autres paramètres ayant un rôle majeur dans la croissance du système, conduit à réduire la concentration en biomasse en-dessous des conditions optimales identifiées avec une prédiction météorologique parfaite.

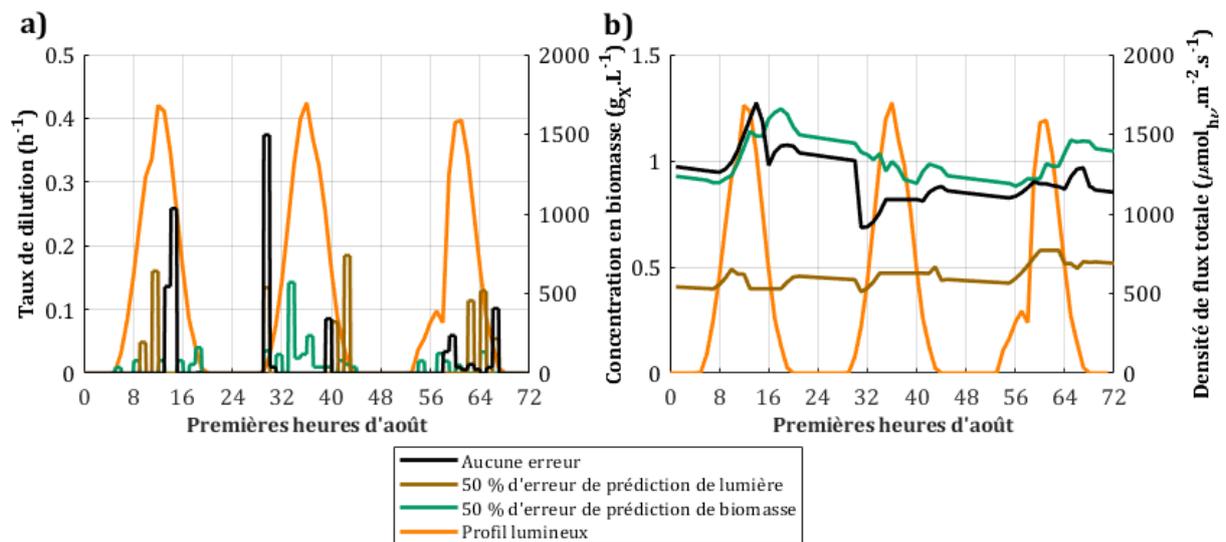


Figure 128. Influence des incertitudes de prédiction sur la stratégie optimale en été :
a) loi de commande, b) concentration en biomasse

Effets des modèles prédictifs de lumière sur la dynamique du système

L'étude de l'incertitude de la lumière prédite peut être poussée plus loin, avec la simulation des modèles LSTM (méthode d'apprentissage profond) et de ciel-clair atténué (représentation mécanistique avec ajustement empirique). Le profil des flux solaires prédits en été (Figure 129.a) met en évidence la sous-estimation de la lumière totale (*GHI*) proposée par les modèles imparfaits. La lumière diffuse reste elle globalement dans les valeurs réelles de référence (pic à $300 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ vers le milieu de journée). Les deux modèles semblent incapables de prédire une quelconque perturbation dans les flux lumineux (matinée du 1^{er} jour et après-midi du second jour). En raison de cette imperfection dans la prédiction de lumière, les stratégies optimales fonctionnant

sur la base de ces modèles pilotent le système à des concentrations en biomasse plus faibles que dans le cas hypothétique d'une prédiction parfaite (Figure 129.b). Le modèle LSTM, qui fournit les valeurs prédictives de lumière totale les plus basses, est celui qui impose la concentration en biomasse la plus faible. En conséquence, c'est avec ce modèle que la culture est la moins encline à assurer une robustesse biologique face à des lumières élevées. Il faut toutefois noter qu'ici, le modèle LSTM peut aussi souffrir du fait que les intrants, autrement dit les mesures précédentes de lumière (considérées parfaites), sont considérés constants sur une heure lors de la simulation du scénario de 2015. Cette différence de pas de temps entre les données scénaristiques de lumière et le prérequis du modèle prédictif peut potentiellement amener à une dégradation des performances de prédiction.

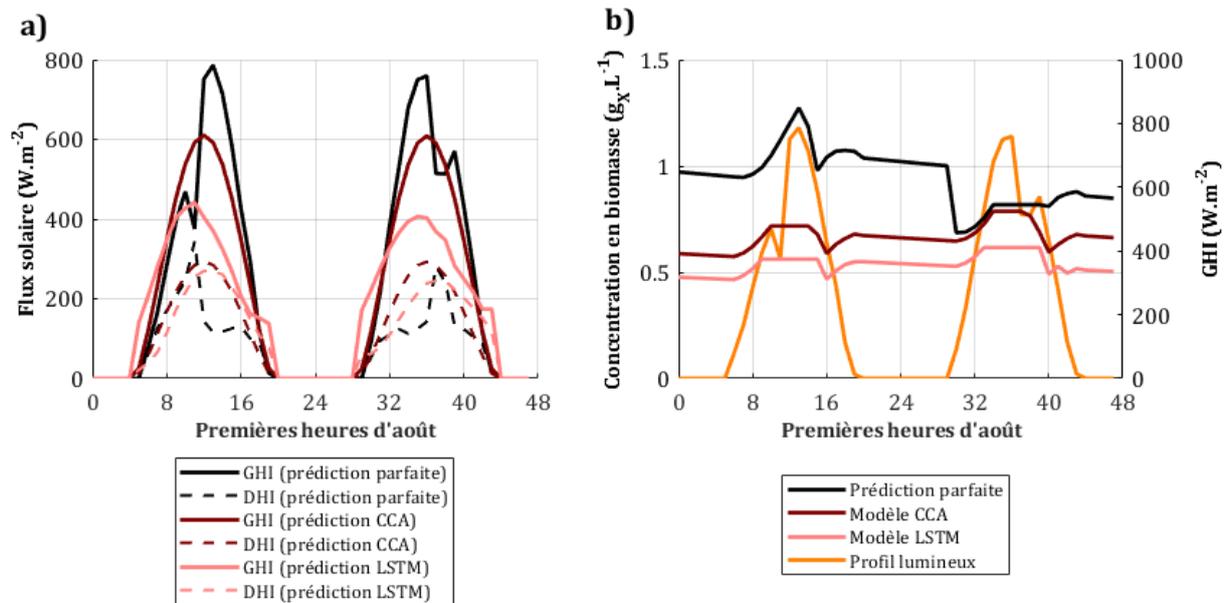


Figure 129. Effet des modèles de prédiction de lumière sur la stratégie optimale en été :
a) flux solaires prédits, b) concentration en biomasse

Effets des incertitudes expérimentales sur la production

La synthèse des productions de biomasse, principal critère industriel de performance, permet de rendre compte de la pertinence d'adopter telle ou telle stratégie face à un certain type d'incertitude (Figure 130). A noter que la stratégie industrielle n'est altérée par aucune des sources d'incertitude, du fait d'un fonctionnement indépendant de l'utilisation de modèles ou de techniques de mesure intégrées au système. L'erreur sur

la lumière mesurée ne constitue en aucun cas une dégradation sensible de la production pour aucune stratégie. S'agissant de la prédiction de lumière, seule la stratégie MPC est sensiblement affectée. Si l'erreur est de forte amplitude (50 %), cette stratégie est à ce point affectée que la stratégie turbidostatique apparaît alors comme la plus performante des stratégies. Viennent s'ajouter les performances de production respectives des modèles LSTM et ciel-clair atténué : 18,5 et 21,8 $t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$, non schématisées ici. L'utilisation d'un modèle LSTM avec un horizon de prédiction de 2 jours implique donc de récolter autant de biomasse qu'avec une erreur prédictive de lumière de 50 %, ce qui semble logique au vu de l'incertitude associée à ce modèle ($nRMSE$ proche de 0,5). Le modèle de ciel-clair atténué propose quant à lui une performance du même ordre qu'avec une erreur faible voire intermédiaire. Une simulation complémentaire dans laquelle le ciel est considéré clair (sans atténuation) a même montré une production plus élevée : 22,3 $t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$. Cette valeur se rapproche des performances observées avec une faible erreur de prédiction.

Afin de modéliser l'incertitude sur un ajustement d'une stratégie de contrôle en boucle ouverte à partir d'un modèle de croissance incertain, la loi (52) a été affectée au taux de dilution appliqué en 2015 (une valeur différente par jour, par actualisation de la génération d'un nombre aléatoire). Les commandes respectives des quatre stratégies reposent d'une façon ou d'une autre sur le modèle de croissance (dans l'ajustement, la prédiction sur une étape ou la prédiction sur plusieurs étapes). L'incertitude de ce modèle, si elle représente la seule source d'erreur par implémentation pratique, ne change pas les conclusions quant aux performances de production : la stratégie optimale reste en tête, suivie de la stratégie turbidostatique, et ce peu importe l'amplitude de l'erreur.

Par combinaison des incertitudes de mesure de la lumière et de la mesure de la concentration, les conclusions sur la production sont les mêmes qu'avec une incertitude seulement présente sur la mesure en concentration. L'observation est similaire si les incertitudes de prédiction de la lumière et de prédiction de la biomasse sont combinées : les conclusions restent identiques au cas de l'incertitude seule sur la prédiction de biomasse. En conséquence, face à des erreurs de mesures de faible amplitude (10 %), la stratégie optimale reste la plus productive. A amplitude intermédiaire (20 %), c'est la

stratégie turbidostatique qui est la plus intéressante. A forte amplitude, c'est une autre stratégie, la stratégie semi-continue, qui devient la plus productive (stratégie indépendante du retour d'état du système). La combinaison des incertitudes de prédiction n'a pas d'effet sur le classement des stratégies : l'approche optimale reste la plus pertinente. La combinaison de toutes les incertitudes fournit des conclusions différentes : à faible amplitude la stratégie optimale propose une production équivalente à la stratégie turbidostatique (autour de $21 t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$). A amplitude intermédiaire, la stratégie optimale reprend la tête, avec toutefois une production totale plus faible (autour de $20 t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$). Le passage à une erreur de plus forte amplitude affecte essentiellement la stratégie turbidostatique, qui passe en-dessous de la stratégie semi-continue avec environ $18 t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$. La stratégie optimale garde dans ce cas son statut de stratégie la plus productrice.

En conditions réalistes avec une erreur intermédiaire de 20 % sur l'ensemble des sources d'incertitude, c'est la stratégie optimale qui garde son statut de stratégie la plus performante ($20,4 t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$), suivie de très près par la stratégie turbidostatique ($19,9 t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$), puis la stratégie semi-continue avec un taux de dilution annuel ($18,9 t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$). La stratégie semi-continue garde dans ces conditions la même performance qu'en l'absence d'erreur dans le modèle de croissance. En sachant qu'un taux hebdomadaire amène à une production de $21,0 t_X \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$, cette stratégie peut être celle qui se propose comme la plus performante, dès lors que l'on envisage des conditions d'implémentation réalistes. Cette conclusion est majeure, puisqu'elle révèle qu'une stratégie simple de production permet de garantir des performances meilleures qu'avec des stratégies complexes dégradées par des limites technologiques (instruments de mesure) et de connaissance (modèles prédictifs). Ceci est rendu possible par la diminution de la période d'adaptation de la stratégie semi-continue (passage d'un taux annuel à un taux hebdomadaire), qui joue ici un rôle important.

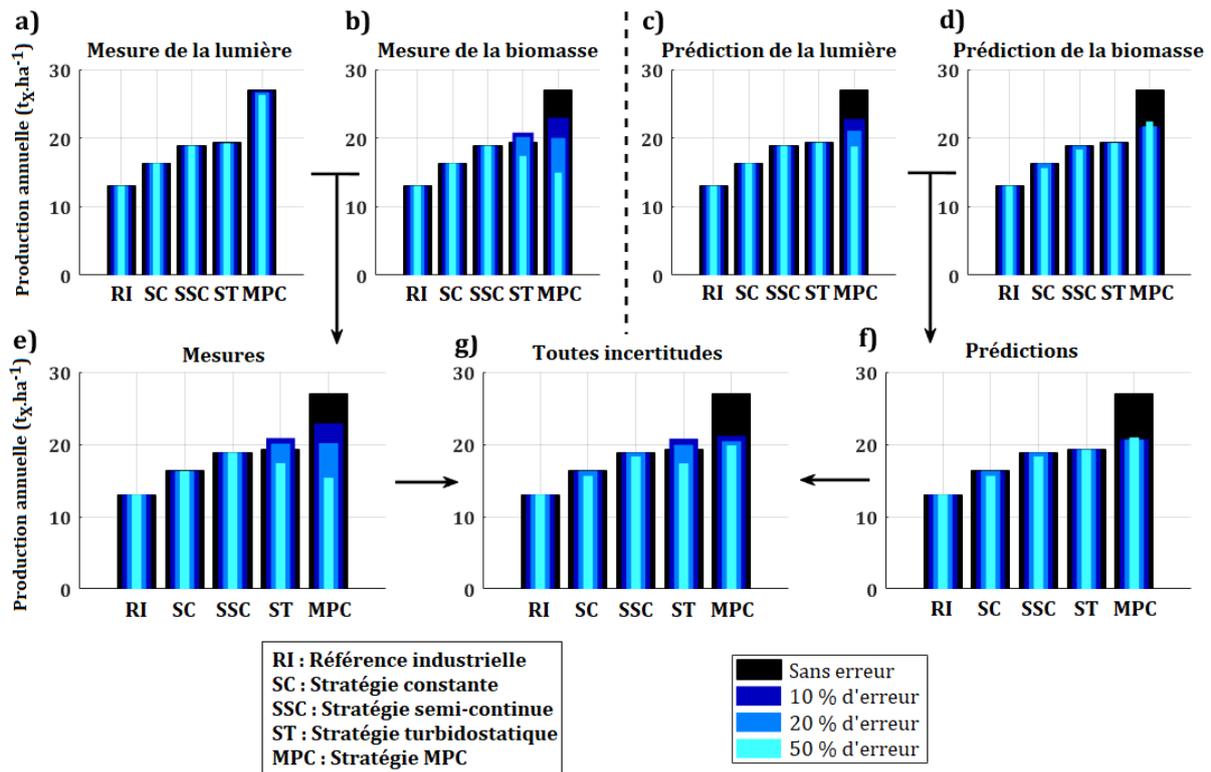


Figure 130. Production de biomasse face aux erreurs de : a) mesure des flux solaires, b) mesure de la concentration, c) prédiction des flux solaires, d) prédiction de la croissance, e) mesures combinées, f) prédictions combinées, g) mesures et prédictions combinées

Effets des incertitudes expérimentales sur les pertes de production

Le bilan des pertes de production subies par les différents types d'erreur, permet d'identifier les principales sources de dégradation des performances en conditions expérimentales (Figure 131). A nouveau, la stratégie de référence n'est pas concernée par de quelconques pertes liées à des outils de modélisation ou de mesure. Pour les stratégies à dilution constante et à dilution courte l'après-midi, seule une erreur de prédiction de la croissance est à l'origine d'une perte sensible (moins de 10 %), seulement si cette erreur est de forte amplitude (50 %). L'effet de l'incertitude de prédiction de biomasse n'a cependant qu'un effet négligeable sur la stratégie turbidostatique. La perte de production avec une stratégie turbidostatique n'apparaît que si la source d'incertitude concerne la mesure de la concentration, avec une forte erreur (50 %). Pour des erreurs moindres, la production est augmentée jusqu'à 10 %. Une faible erreur sur la mesure de biomasse affecte donc les conditions de turbidostat

mais parvient à outrepasser les limites de production induites par une contrainte turbidostatique. La qualité du turbidostat et la performance de production face à une erreur croissante sur la mesure de biomasse sont étudiées ensuite.

S'agissant de la stratégie optimale, elle est sensible à toutes les sources d'incertitude. L'erreur sur la mesure de lumière provoque les pertes les moins importantes (moins de 5 %), tandis que l'erreur sur la mesure de biomasse provoque les pertes les plus importantes (plus de 40 %). La production est facilement diminuée avec une erreur de seulement 10 % d'amplitude : les pertes avoisinent les 20 % pour les incertitudes de type prédiction de lumière, prédiction de biomasse et mesure de biomasse. En supposant une prédiction des flux solaires sur la base du modèle LSTM mis en place dont l'erreur est supérieure à 50 % (IV.3.3.3), l'utilisation seule de ce modèle pourrait être responsable d'au moins 20 % des pertes de production avec la stratégie MPC. En effet, en cas d'une incertitude seule sur la prédiction de lumière par l'utilisation d'une prédiction LSTM, les pertes de production sont évaluées à 31 %. Le modèle de ciel clair avec atténuation, donnant lieu à une erreur prédictive inférieure d'environ un tiers par rapport au LSTM, permet de réduire ces pertes : 19 %. En modélisant un ciel totalement clair sans atténuation, les pertes diminuent jusqu'à 17 %, soit presque moitié moins qu'avec le modèle LSTM mis en place.

Pour cette stratégie MPC, il apparaît que les pertes par incertitude sur les mesures (correction de la lumière et de la concentration par rapport à la prédiction) sont plus importantes que les pertes par incertitude sur les prédictions (comportement prédit de la lumière et de la concentration). Cette observation est valable dès que l'erreur dépasse environ 15 %. En conclusion, pour des erreurs non négligeables, l'aspect correctif aura une influence plus marquée que l'aspect prédictif sur les performances de la stratégie prédictive. Cette conclusion tient essentiellement du fait qu'avec cette stratégie, la concentration mesurée fait office de condition initiale du modèle de croissance utilisé pour prédire l'évolution du système sur 2 jours. Au niveau du système biologique, la fiabilité de la prédiction dépend alors majoritairement de la fiabilité de la mesure. Ceci n'est pas nécessairement le cas pour la lumière : en fonction des modèles utilisés, la prédiction de la météo ne dépend pas toujours de la mesure des paramètres météorologiques à un instant donné.

Toujours pour cette même stratégie, une augmentation de l'erreur provoque dans la majeure partie des cas une augmentation des pertes de production, sauf lorsqu'une erreur sur la prédiction de la croissance passe à une forte amplitude. A noter que la combinaison des erreurs ne crée pas de plus grandes pertes, mais au contraire un moyennage de ces pertes. Par exemple, avec une forte erreur (50 %), les erreurs de mesure et de prédiction, provoquant respectivement des pertes proches de 40 et 20 %, provoquent des pertes de près de 30 % lorsqu'elles sont combinées. Cette compensation peut être imputée à la nature de l'incertitude, qui suit une loi de distribution normale. Une étude approfondie sur des estimateurs sous-estimés ou surestimés permettrait de mettre en exergue les effets combinés des biais de ces estimateurs, qu'il s'agisse de prédictions ou de mesures. Sur un tel scénario où le système subit toutes les sources d'incertitude à la fois, le profil de pertes de production avec stratégie MPC montre une forte sensibilité à une erreur de faible amplitude. Ce profil se nivelle pourtant si l'erreur augmente (pertes passant de 21 à 28 %). Ainsi, la stratégie optimale subit des dégradations fortes dès que le système souffre d'erreurs de mesure et prédictions, même minimales. En conséquence, la production optimale ne peut être maintenue en pratique qu'avec des outils de mesure et de modélisation vraiment fiables (erreurs associées bien inférieures à 10 %).

La sensibilité des stratégies face à la combinaison de toutes les sources d'incertitude est caractérisée par quantification de l'écart moyen entre 0 et 50 % d'erreur. Les stratégies en boucle ouverte, qui ne reposent que sur le modèle de prédiction de croissance pour définir la commande, sont très peu sensibles aux erreurs systémiques (moins de 1 % d'écart moyen avec les productions à 0 % d'erreur). La stratégie turbidostatique, qui dépend des mesures de biomasse et lumière mais aussi du modèle de prédiction de croissance, est un peu sensible (4,7 % d'écart moyen). C'est la stratégie optimale, dépendante de l'ensemble des mesures et des modèles prédictifs, qui accuse la plus forte sensibilité (22,7 % d'écart moyen). C'est donc la stratégie se défendant comme la plus performante qui peinera le plus à maintenir des performances robustes face aux incertitudes systémiques.

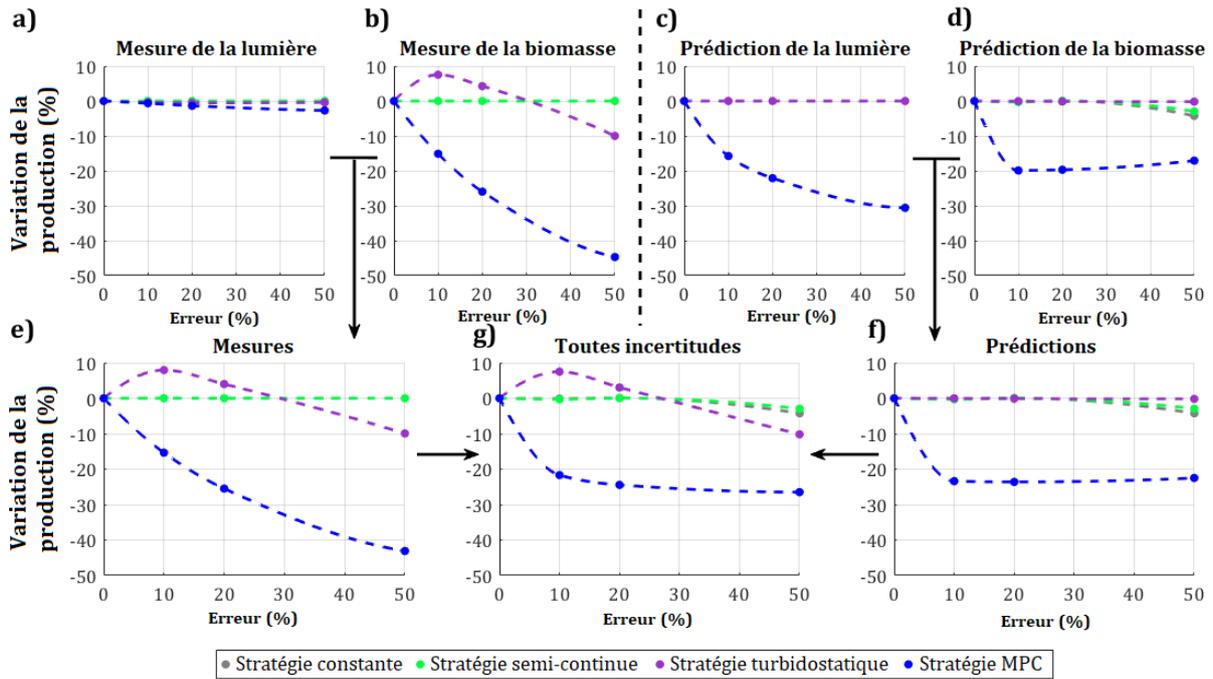


Figure 131. Pertes relatives de production face aux erreurs de : a) mesure des flux solaires, b) mesure de la concentration, c) prédiction des flux solaires, d) prédiction de la croissance, e) mesures combinées, f) prédictions combinées, g) mesures et prédictions combinées

Effets des incertitudes sur la robustesse de la stratégie turbidostatique

Pour la stratégie turbidostatique, le gain de production observé avec une erreur faible ou intermédiaire sur la mesure de biomasse est dû à une baisse de la concentration du système sous la valeur consigne (Tableau XLIX). Sans erreur systémique, le biais est de $-0,03 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$, ce qui signifie que la concentration est inférieure de $0,03 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ par rapport à la consigne (soit une moyenne de $0,85 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$). Ce biais en conditions parfaites est causé par la décroissance microalgale, inévitable la nuit. Avec une erreur intermédiaire (20 %), le biais est de $-0,25 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$, ce qui signifie que le système est dilué de plus d'un quart par rapport à la concentration en biomasse exigée par l'ajustement optimal. Dans le cas d'une erreur forte (50 %) avec un biais de $-0,41 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$, le système devient presque de moitié dilué par rapport à la consigne. Cet écart important permet de maintenir une production satisfaisante ($17,4 \text{ t}_X \cdot \text{ha}^{-1} \cdot \text{an}^{-1}$), mais inférieure à celle obtenue en conditions parfaites de robustesse. En conclusion, l'erreur sur la mesure de biomasse permet jusqu'à un certain point de dépasser les limites de production dues au maintien d'une consigne turbidostatique élevée. Au-delà

d'une certaine proportion d'erreur sur la mesure, le système est trop écarté de la consigne et provoque des pertes de production. Les erreurs sur la lumière mesurée et la croissance prédite ont une influence négligeable sur la production et la robustesse du procédé avec la stratégie turbidostatique. Le succès de la stratégie turbidostatique repose alors essentiellement sur l'aspect correctif entre consigne de concentration et valeur mesurée, moyennant une correction soutenue par des mesures parfaitement fiables. Pour cette stratégie, les efforts doivent donc être essentiellement apportés sur les outils de mesure biologiques. Sans cela, la robustesse du procédé risque d'être fortement dégradée.

Tableau XLIX. Sensibilité de la stratégie turbidostatique face aux erreurs systémiques

Erreur	Production ($t_x \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$)				Biais avec la consigne ($g_x \cdot L^{-1}$)			
	0 %	10 %	20 %	50 %	0 %	10 %	20 %	50 %
Lumière mesurée	19,3	19,3	19,2	19,3	-0,03	-0,03		
Biomasse mesurée		20,8	20,2	17,4		-0,15	-0,25	-0,41
Croissance prédite		19,3				-0,03		

Conclusions sur la sensibilité des stratégies de contrôle

Tous les types d'erreur ont un effet notable sur le comportement d'une culture pilotée par une stratégie prédictive optimale. La source d'incertitude qui amène les pertes de production les plus élevées est la mesure en biomasse : si cette incertitude est forte, la stratégie semi-continue apparaît comme le meilleur choix, car les productions des stratégies turbidostatique et optimale sont trop réduites. Si l'amplitude de l'erreur n'est qu'intermédiaire, c'est alors la stratégie turbidostatique qui reste la plus pertinente pour une production maximale de biomasse. Sous certaines contraintes d'implémentation pratique, la stratégie semi-continue est la plus performante. Les stratégies en boucle ouverte ne requérant pas de boucle de rétroaction, elles se posent donc comme les plus intéressantes si le retour d'état du système est trop dégradé.

V.2 – Validation expérimentale de la stratégie optimale

V.2.1 – Matériels et méthodes

V.2.1.1 – Système de culture

La validation en phase de simulation de stratégies de contrôle en boucle ouverte ou en boucle fermée a montré une différence sensible dans les performances en fonction de la stratégie adoptée. Dans cette étude expérimentale, deux stratégies de contrôle parmi celles mises en place précédemment ont été appliquées à un photobioréacteur présent en deux exemplaires (Figure 132) sur la plateforme AlgoSolis de Saint-Nazaire (latitude : $47,2516^\circ$, longitude : $-2,2594^\circ$). Ce photobioréacteur est un panneau incliné de $2,3\text{ cm}$ d'épaisseur incliné à 45° (inclinaison ajustable entre 0 et 90°), orienté plein sud. Comme vu précédemment, ces conditions d'inclinaison et d'orientation permettent de maximiser la lumière reçue sur l'année et donc la production de biomasse.



Figure 132. Photobioréacteurs plans utilisés pour la campagne expérimentale

La surface de la paroi optique (plaque de plexiglas, ou PMMA) est de $1,05 \text{ m}^2$ (hauteur de $1,50 \text{ m}$ et largeur de $0,70 \text{ m}$). Cette paroi optique, dont l'objectif est de garantir l'herméticité du réacteur tout en laissant passer la lumière (source énergétique de la photosynthèse), possède une transmittance τ_{PMMA} de 0,92. Cela signifie que seule 92 % de l'irradiance solaire est transmise à la culture dans le visible (le reste étant réfléchi ou absorbé par le matériau), à la différence des simulations où la culture recevait 100 % de l'irradiance solaire.

Les surverses (évacuation par débordement, sous phénomène de gravité) pour la récupération de la récolte sont situées à $1,35 \text{ m}$ de hauteur, ce qui induit une surface illuminée de $0,94 \text{ m}^2$. Ce système de surverses permet de se soustraire à l'utilisation d'une pompe pour la récolte : seule la pompe d'ajout de milieu constitue l'appareillage pour le renouvellement du milieu. Avec cette géométrie, la phase gazeuse représente 10 % du volume intérieur et la phase liquide en représente 90 %.

La structure est faite d'acier inoxydable. Trois barres de renfort horizontales à l'avant et une barre de renfort verticale à l'arrière permettent de limiter la déformation de la structure face aux hautes températures et à la pression hydrostatique du milieu. Sans cela, le volume intérieur et l'épaisseur de culture seraient augmentés. Pour un volume de culture qui reste constant, cela poserait deux obstacles de performances. Le premier est la diminution de la surface illuminée pour une même prise au sol, ce qui signifie une baisse de la productivité surfacique. Le deuxième est lié à l'augmentation de l'épaisseur de culture : la croissance étant prédite sur une certaine épaisseur de culture, la commande optimale n'est plus adaptée dès lors que l'épaisseur de culture réelle diverge de la valeur modélisée. L'épaisseur de culture étant le paramètre auquel le modèle de productivité est le plus sensible, il est primordial que sa valeur réelle soit connue lors de la production en PBR.

Les deux exemplaires de photobioréacteurs n'ayant pas été conçus à la même période, une différence subsiste entre les deux photobioréacteurs quant au système de régulation thermique. En effet, l'un possède une double enveloppe de régulation à l'arrière dans un caisson en acier de faible épaisseur sur la moitié inférieure, tandis que l'autre possède une double enveloppe en plastique de plus grande épaisseur sur toute la surface arrière.

Ce système de double enveloppe a pour objectif de faire circuler de l'eau (chaude ou froide, par connexion aux réseaux chaud et froid par le biais d'échangeurs à plaque), afin d'opérer un transfert thermique avec la surface arrière en acier par convection forcée (circulation continue de l'eau dans le circuit de régulation thermique). Avec l'enveloppe de petit volume en acier (PBR1), la régulation thermique est en théorie plus efficace, du fait d'une inertie plus faible et d'une conductivité thermique plus élevée dans ce type de matériau ($13,4 \text{ W} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$). Pour l'enveloppe de grand volume en plastique (PBR2), la réponse à la régulation thermique est plus lente et avec plus de pertes, du fait d'une inertie plus grande et du matériau qui agira comme un isolant (conductivité thermique inférieure à $0,1 \text{ W} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{K}^{-1}$).

V.2.1.2 – Implémentation pratique des stratégies

Aperçu global de l'approche d'implémentation

Les stratégies opérées en parallèle sur chacun des photobioréacteurs sont la stratégie de dilution constante et la stratégie optimale par contrôle MPC (couplée au modèle de prédiction LSTM en « multi-step ahead » présenté en IV.3.3.3). La dilution constante du milieu, qui fait office de stratégie de référence face à la stratégie optimale, a l'avantage d'être très peu contraignante pour l'opérateur : l'action de renouvellement est en effet assurée par une pompe à débit constant fonctionnant en continu. Hormis l'aspect dilution du milieu, les deux systèmes sont régulés de la même façon, avec des circuits (gaz, thermique, communication) propres à chacun. Seul le transmetteur pH constitue l'appareillage commun. Le schéma P&ID reprend les connexions essentielles au bon fonctionnement du procédé (Figure 133), avec une distinction dans l'opération de renouvellement du milieu entre les deux systèmes (l'ensemble de l'appareillage est repris en Tableau L, l'installation complète est visible en Annexe 14).

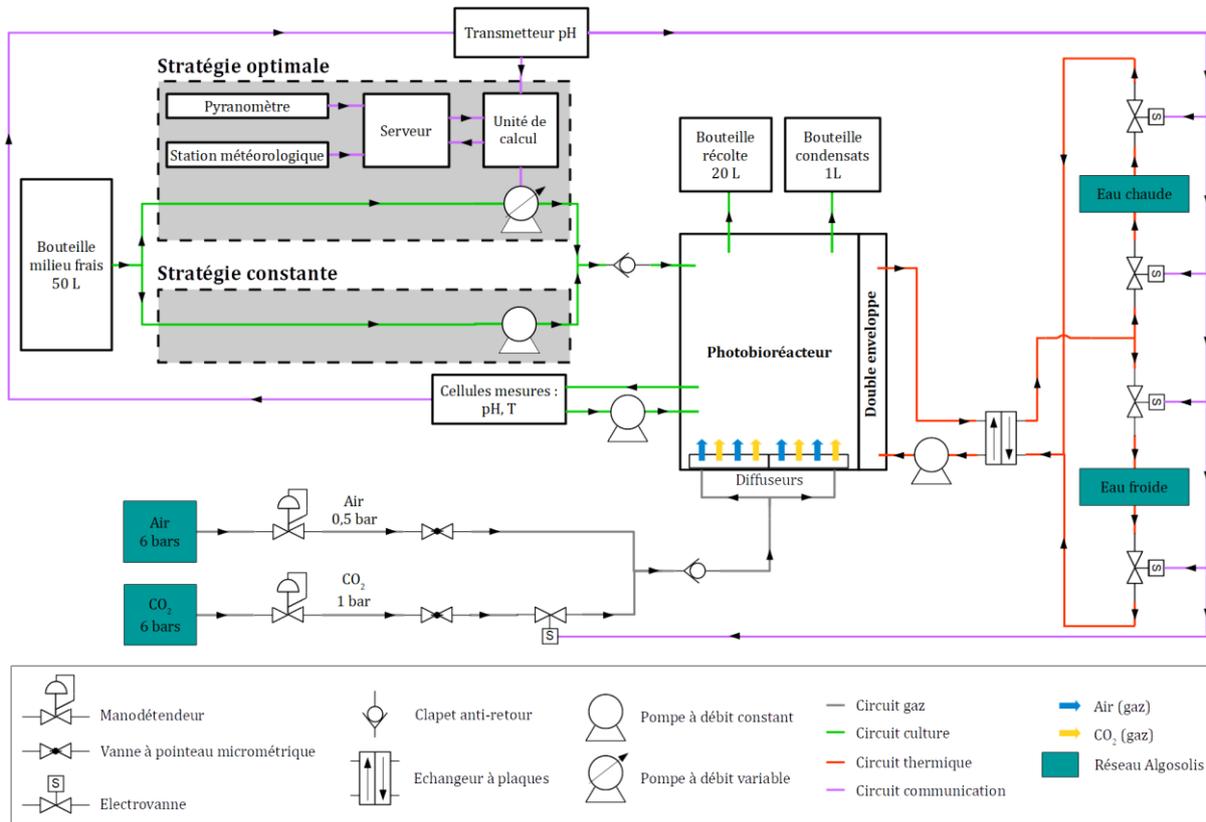


Figure 133. Schéma P&ID de la validation expérimentale sur photobioréacteurs plans d'AlgoSolis

Une boucle de recirculation du milieu a été implémentée, afin d'intégrer une cellule de mesures de petit volume (500 mL). Cette cellule a été conçue (visible en Annexe 14 et représentée en 3D en Annexe 15) de façon à répondre à un cahier des charges prenant notamment en compte la minimisation des zones à faible vitesse de circulation, un contrôle visuel, l'intégration de sondes plongeantes. La présence de cette cellule, dans laquelle sont placées les sondes de température et pH, induit une fraction sombre négligeable (2 %). Le milieu y circule à un débit d'environ 200 L par heure, afin de limiter la décantation, facteur pouvant influencer les mesures.

Les pressions d'air et de CO₂ sont réduites respectivement à 0,5 bar et 1 bar depuis le réseau grâce à des manodétendeurs, puis ces deux gaz sont mélangés et ensuite envoyés dans le système par bullage. Le bullage est produit par des diffuseurs, placés en bas des photobioréacteurs. Le débit de gaz est réglé manuellement par vis micrométrique : la mise en circulation de tout le milieu est recherchée, sans toutefois arriver à une surpression dans la phase gaz.

Une unité de calcul se charge de collecter les mesures en ligne (météo, pH, température), de calculer la loi de commande optimale, et de transmettre à la pompe le signal correspondant au débit à appliquer. Les données du système sont récupérées depuis le transmetteur pH et les données météo sont récupérées depuis un serveur. Ce serveur Raspberry Pi, récemment mis en place sur la plateforme, permet de collecter et transmettre les données météorologiques et solaires qu'il reçoit de la station météorologique locale et du pyranomètre. Le calcul est opéré sur le logiciel Matlab, qui lit un fichier relatif aux données de correction biologique (point abordé plus tard), et produit l'optimisation sous les conditions de la stratégie MPC et des caractéristiques propres au système (transmittance de la paroi optique, fraction sombre, épaisseur de culture, ...). Le résultat est ensuite transmis au logiciel Labview, qui se charge de le retranscrire en signal à la pompe d'envoi de milieu frais.

Tableau L. Outils de mesure, régulation et calcul associés aux photobioréacteurs plans

Appareil	Modèle	Fonction	Nombre
Pompe péristaltique	DSM (Boyser)	Recirculation du milieu entre la cellule de mesures et le PBR	1 par PBR
	R2550 (Verdeflex)	Alimentation en milieu nutritif à débit constant	1
	FMT300 (Ismatec)	Alimentation en milieu nutritif à débit variable	1
Pompe volumétrique	Flojet RLF122 (Xylem)	Recirculation du liquide de régulation thermique	1 par PBR
Echangeur à plaques	EXL 4 (CIAT)	Echange thermique avec le réseau chaud ou le réseau froid	1 par PBR
PC durci	Latitude 7424 (Dell)	Unité de calcul	1
Transmetteur	M300 (Mettler Toledo)	Contrôle du pH et de la température	1
Sonde plongeante	InPro 300 (Mettler Toledo)	Mesure du pH et de la température	1 par PBR
Station météorologique	Vantage Pro 2 (Davis Instruments)	Mesure des paramètres météorologiques (température extérieure, vent, pression, ...)	1
Pyranomètre	BF5 (Delta-T Services)	Mesure des flux solaires (global et diffus)	1

Conditions expérimentales de renouvellement du milieu

Dans le cas de la stratégie à débit constant, l'envoi de milieu frais est piloté par une pompe péristaltique à bas coût (Verderflex R2550), mise en route à débit constant depuis l'inoculation jusqu'à l'arrêt de la culture. Avec la stratégie à débit optimal variable, le taux de dilution optimal D_{MPC} est défini par l'intermédiaire de l'unité de calcul à chaque heure (uniquement pendant la phase d'ensoleillement). La pompe à implémenter est ici plus coûteuse (Ismatec FMT300), en raison de la nécessité : d'ajuster finement le débit, d'atteindre si nécessaire des débits élevés et de communiquer avec une unité de calcul.

En raison de la réponse non linéaire du débit volumique en fonction de la vitesse de rotation avec cette pompe, une régulation T.O.R. est proposée pour fixer la valeur du débit, avec un temps de cycle arbitraire de 10 minutes. En mode actif, la vitesse de rotation est telle qu'elle permet d'envoyer un débit fixe Q_A de $100 L \cdot h^{-1}$. Pendant, le reste du temps de cycle, la vitesse de rotation est nulle (mode inactif). Ainsi, sur un temps de cycle T_{CY} de 10 minutes, le temps en mode actif T_A (en minutes) est :

$$T_A = \frac{T_{CY} \cdot V_{cm,FP} \cdot D_{MPC}}{Q_A} \quad (80)$$

avec $V_{cm,FP}$ le volume de culture dans le panneau incliné (en L) et D_{MPC} (en h^{-1}) le taux de dilution déterminé par la stratégie MPC. Le débit volumique moyen sur le temps de cycle correspond donc au débit associé à la commande optimale de renouvellement du milieu. Un test en simulation a montré que procéder au renouvellement du milieu de culture par une régulation T.O.R. avec un temps de cycle faible (10 minutes) a un effet négligeable sur l'évolution de la concentration en biomasse par rapport à un débit moyen équivalent appliqué en continu, en raison de la lente cinétique des microalgues. Cette approche ne semble donc pas dégrader les performances attendues.

Suivi des paramètres météorologiques et biologiques

La station météorologique (Davis Instruments Vantage Pro 2) livre de multiples données (fréquence d'échantillonnage de 10 minutes) dont la température extérieure et la vitesse du vent, paramètres d'entrées du modèle de prédiction thermique. Le pyranomètre (Delta-T Services BF5) fournit les valeurs des flux solaires global et diffus (fréquence d'échantillonnage de 1 minute). L'incertitude de mesure liée aux capteurs peut être considérée comme négligeable dans le cas de la température ($\pm 0,2 \text{ }^\circ\text{C}$), et faible dans le cas du flux solaire ($\pm 12 \%$ pour le flux total, $\pm 15 \%$ pour le flux diffus). Fort heureusement, une erreur faible dans la lumière mesurée n'a qu'une influence négligeable sur les pertes de production avec une stratégie prédictive (V.1.5). L'erreur des appareils de mesure liés à la météo n'est donc pas identifiée comme une source de dégradation des performances optimales.

La mesure en ligne de la concentration par sonde de turbidité a été écartée de la phase de validation des stratégies après qu'elle ait été utilisée entre l'inoculation et le début de la caractérisation des performances des stratégies. La raison en est que, malgré une calibration préliminaire de la concentration en biomasse en fonction du signal (loi linéaire avec $R^2 = 0,989$), celui-ci s'est fortement dégradé. En effet, en conditions réelles, certains facteurs provoquent un très fort bruitage du signal de turbidité, voire une divergence jusqu'à donner des valeurs aberrantes. Ces facteurs peuvent être la variation de la taille et du taux pigmentaire des cellules pendant la phase de culture, la variation de température au cours de la journée, et l'accumulation de bulles d'oxygène sur la tête de la sonde dans la cellule de mesures.

Ainsi, le suivi de la concentration a en dernier lieu été assuré par des mesures hors ligne (protocole en Annexe 16), par un prélèvement depuis la cellule de mesures. Par l'application du protocole des matières sèches, un délai de 15 à 20 minutes est induit entre le prélèvement et l'obtention du résultat. Le résultat, très fiable en raison d'une pesée par microbalance, est ensuite communiqué à l'unité de calcul, pour être utilisé pour les prochaines étapes d'optimisation. Afin de limiter la contrainte d'une mesure hors ligne pour l'opérateur, la biomasse est seulement suivie trois fois par jour : à 9h00, 13h00 et 17h00. La fréquence de contrôle de la biomasse est alors fortement réduite. La

période de commande reste cependant la même : 1 heure. Les étapes d'optimisation successives dépendent donc de la concentration prédite par le modèle de croissance depuis la mesure hors-ligne la plus récente. Etant donné l'intérêt majeur de la correction fréquente par des mesures de biomasse dans les performances de la stratégie optimale, cette adaptation pratique dans le suivi de la concentration constitue probablement la plus grande source de dégradation de la stratégie. De plus, en raison du délai entre prélèvement et actualisation de la mesure sur l'interface de communication, la concentration peut légèrement dériver. Cette dérive, non considérée lors de l'actualisation de la commande optimale, peut aussi ajouter de l'incertitude dans le suivi.

Plus rarement, les pigments (protocole en Annexe 17) et azote (par bandelette réactive) ont été quantifiés, afin d'apporter des éléments de réponse quant aux stress potentiellement subis par les cellules (stress en hautes lumières, carence nutritive). A noter que le cas échéant, le taux pigmentaire mesuré fait partie de la correction biologique sur l'interface de communication (à savoir l'unité de calcul).

Maintien des conditions favorables de croissance

La croissance ne dépend pas seulement du renouvellement du milieu, mais aussi de l'homogénéité de celui-ci, de la régulation du pH et de la température, ... Un bullage d'air permet : la mise en mouvement du milieu, la limitation de l'inhibition de croissance par l'oxygène produit par l'activité photosynthétique (par dégazage) et l'injection de CO₂. L'injection de CO₂ se fait par une électrovanne commandée par un transmetteur pH, dont l'objectif est de maintenir le pH dans une plage de 7 à 7,5 (optimum pour *Chlorella vulgaris*). Suite à la montée du pH sous l'effet de la croissance, le milieu est acidifié par ajout de CO₂ dans le gaz bullé, jusqu'à ce que le pH descende sous le seuil de 7,5. L'objectif de cette méthode de régulation est double : maintien du pH dans une plage optimale et apport de ressource carbonique.

La température, mesurée grâce à la sonde pH, est régulée par un apport d'eau chaude (40/45 °C) ou d'eau froide (10 °C) depuis le réseau de la plateforme. Une consigne de température de 25 °C est affectée, seulement en journée (la dérive étant autorisée la

nuit en l'absence de photosynthèse). Le système est en apport d'eau chaude ou d'eau froide en fonction de la différence entre la mesure et la consigne, par commande d'électrovannes commandées par le transmetteur pH (les électrovannes chaud et froid ne peuvent être ouvertes en même temps). Comme il sera vu plus tard, les limitations de cette régulation ne permettent pas de maintenir la température à cette valeur consigne.

Conditions de simulations versus conditions expérimentales

L'ensemble des caractéristiques liées au passage du photobioréacteur numérique au photobioréacteur physique a été synthétisé (Tableau LI). En résumé, la lumière moyenne reçue par les microalgues ne sera qu'une proportion de la ressource solaire (légères pertes causées par la paroi optique et la fraction sombre).

Si les limitations sont identiques pour les deux systèmes, elles sont surtout une source supplémentaire d'incertitude dans le modèle de croissance, modèle uniquement validé en conditions optimales. La carence en nutriments ou l'inhibition par oxygène ne sont par exemple pas incluses dans le modèle. Les performances de production du système piloté par une stratégie prédictive seront donc affectées par ces limitations. Pour cette même stratégie, les performances seront également affectées par la dégradation de la récupération des mesures biologiques, du fait que la stratégie doit seulement reposer sur un nombre limité de mesures hors ligne. Les outils de prédiction imparfaits représentent aussi, naturellement, une source de dégradation de ces performances. Le mode d'application du contrôle prédictif (délai et dilution par cycles de 10 minutes) ne semble en revanche pas avoir une influence dans les performances. A noter que les performances de production du système piloté par une stratégie constante ne devraient pas particulièrement affectées, car la dérive temporelle du débit de la pompe de dilution semble faible.

Tableau LI. Caractéristiques propres aux versions du système d'étude

Caractéristiques		Version numérique	Version physique
Culture	Conditions RPA	Homogénéité parfaite du milieu	Décantation potentielle
	Contamination	Culture parfaitement axénique	Contamination potentielle
	Contrainte de cisaillement	Aucune	Contraintes potentielles lors du passage dans la pompe péristaltique de recirculation
	Biofilm	Aucun	Biofilm potentiel
	Phase gaz	Aucune	10 % du volume interne
	Transfert gaz-liquide	Aucune limitation	Limitation potentielle
Potentiel lumineux	Lumière reçue	100 % de l'irradiance solaire	92 % de l'irradiance solaire
	Fraction sombre	Aucune	2 % du volume de culture
Outils de mesure	Mesure de la concentration	Mesure en ligne, instantanée, toutes les heures, aucune erreur de mesure	Mesure hors ligne, 20 minutes de délai, 3 fois par jour, erreur faible
	Mesure des pigments		Mesure hors ligne, 2 heures de délai, 1 fois par jour, erreur faible
	Mesure de la lumière	Mesure en ligne, instantanée, toutes les heures, aucune erreur	Mesure en ligne, instantanée, toutes les 10 minutes, erreur faible
	Réception des données de mesure	Données complètes	Données potentiellement incomplètes (coupures potentielles des appareils ou du serveur)
Outils de prédiction	Prédiction de la croissance	Prédiction parfaite	Modèle de prédiction imparfait ('Pruvost 2012')
	Prédiction de la lumière		Modèle de prédiction imparfait (LSTM)
Maintien des conditions optimales de croissance	Régulation de la température	Valeur optimale parfaitement maintenue	Régulation en chaud et froid par double enveloppe derrière le PBR
	Régulation du pH		Acidification par injection de CO ₂
	Nutriments	Aucune carence	Carence potentielle
	Inhibition par O ₂	Aucune inhibition	Inhibition potentielle
Renouvellement du milieu	Application de la commande constante	Valeur optimale parfaitement maintenue	Divergence potentielle de la valeur optimale
	Application de la commande optimale	Débit maintenu constant sur une heure	Débit en régulation T.O.R. avec temps de cycle de 10 minutes
	Délai d'application de la commande optimale	Aucun	10 minutes

Conclusions sur l'implémentation pratique

La disponibilité de deux photobioréacteurs plans identiques permet leur culture en parallèle, afin de comparer expérimentalement leurs performances de production pour des mêmes conditions solaires. Le maintien des conditions de culture favorables est accessible en conditions extérieures, tant au niveau du pH, du carbone ou de la température. Divers aspects tels que l'inhibition en oxygène ou le biofilm peuvent cependant altérer le maintien de la culture dans ces conditions favorables. Les limitations potentielles sur la croissance en viennent à rendre les modèles prédictifs plus incertains, du fait de l'écart induit avec leurs conditions de validation. Des dégradations sont donc à attendre, sur la qualité du contrôle et sur les performances globales des stratégies.

V.2.2 – Performances en conditions solaires réelles

V.2.2.1 – Validation des productivités des systèmes plans

Avant la validation des stratégies, tout biais expérimental dans l'interprétation des résultats doit être évalué. C'est pourquoi une étude de productivité a été réalisée au printemps 2022 avec les deux photobioréacteurs opérés de façon identique, dont l'objectif est de montrer que, pour des mêmes conditions de culture et de régulation, les productivités des deux systèmes sont semblables. Ainsi, la comparaison des performances de production de biomasse face à des stratégies de contrôle différentes rendra compte uniquement de l'effet du renouvellement du milieu, non des différences mineures qui existent entre les deux exemplaires du photobioréacteur.

Mise en culture pour la phase de validation des productivités

Les photobioréacteurs ont été inoculés avec *Chlorella vulgaris* (CCAP 211-19), et le renouvellement du milieu a été opéré manuellement par ajout dans les mêmes proportions de milieu BBM (composition en Annexe 18). Le volume de culture initial provient d'une colonne de 100 L, colonne alimentée en mode « fed-batch » (montée en volume par ajout de milieu frais, puis récolte après montée en concentration) sous lumière artificielle pendant plusieurs semaines. Cette colonne (protocole de mise en

culture en Annexe 19) est utilisée pour l'inoculation de photobioréacteurs solaires de grand volume sur la plateforme AlgoSolis (raceways, photobioréacteurs plans, Algofilm). La montée en échelle depuis un petit volume (Figure 134) est nécessaire, afin de garantir une inoculation à une concentration en biomasse suffisante pour limiter le stress lumineux en conditions solaires, et éviter la perte de la culture.

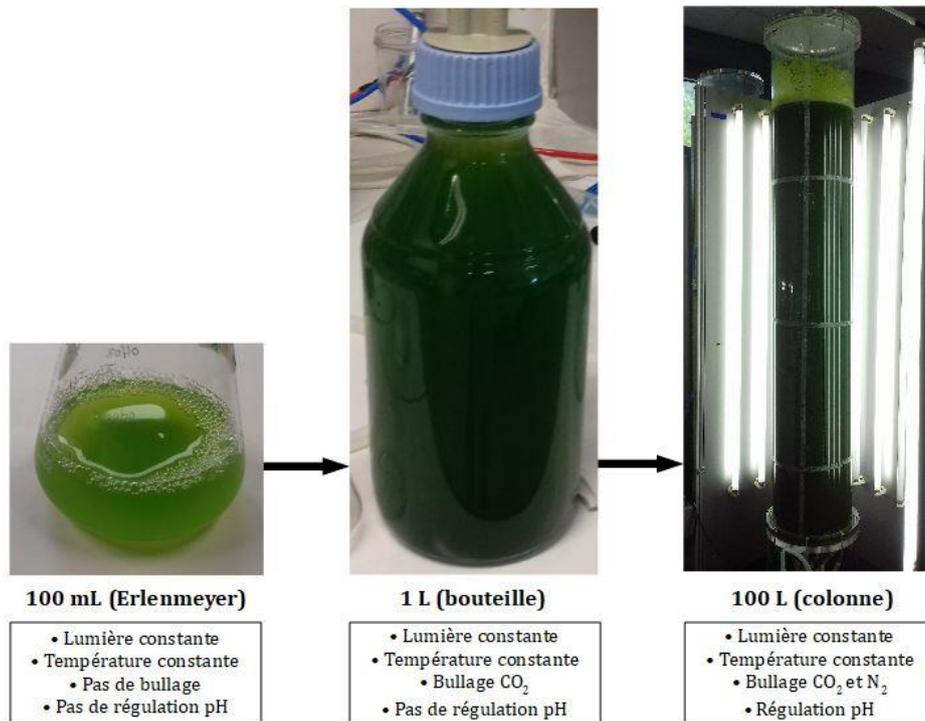


Figure 134. Illustration de la montée en échelle

Les photobioréacteurs ont été inoculés à $2,1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$, pour une phase de culture se déroulant entre le 29 avril et le 10 mai 2022, avec un mode de production semi-continu. Pour l'observation des comportements biologiques, la concentration microalgale et le taux pigmentaire ont été suivis dans les deux systèmes tous les jours à 17h00. Une deuxième phase de culture a été testée, pour observer à court terme ces comportements biologiques, en complément de l'évolution de la température. Cette phase d'une journée s'est déroulée le 31 mai 2022, avec un mode batch à partir d'une inoculation à $0,4 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$. Sur cette journée, les paramètres biologiques ont été suivis toutes les 3 heures, et la température toutes les heures.

Un volume de culture identique (25 L) a été garanti dans les deux systèmes, grâce au renfort de la structure en acier. En sachant un volume sombre de 500 mL lié à la cellule de mesures, les épaisseurs de culture sont de 2,6 cm une fois les photobioréacteurs remplis. En phase de simulations, l'épaisseur de culture étant de 2,3 cm (cas de figure des photobioréacteurs vides), la correction à 2,6 cm a été prise en compte dans le modèle pour la phase expérimentale.

A noter que la paroi optique n'a pas souffert de l'apparition d'un biofilm, du fait d'un bullage accolé à la paroi (panneau incliné à 45 °C). Ainsi, aucun phénomène d'atténuation de la lumière incidente n'est à prévoir. Le biofilm est au final apparu dans les deux photobioréacteurs sur la surface arrière en acier. La perte de biomasse en récolte associée à la présence du biofilm n'a pas été quantifiée, mais semble être visuellement la même dans chacun des systèmes.

Comportement thermique à court terme

Dans cet essai, une régulation thermique en froid est opérée seulement si la consigne est dépassée. La température du milieu n'a pu être maintenue autour de la valeur consigne de 25 °C (Figure 135), en raison de la limitation du dispositif de régulation thermique. Le seul effet observable de la régulation se produit à 11h30 : la montée en température est brièvement stoppée pendant une heure, après que la valeur consigne ait été dépassée. Ainsi, pendant près de 7 heures, la température dérive nettement. Cette dérive peut même mener à l'atteinte du seuil de stress thermique (35 °C pour *Chlorella vulgaris*).

Au plus fort de l'ensoleillement, une différence notable de température apparaît entre les deux systèmes. En effet, le milieu PBR2 peut être plus chaud de 5 °C par rapport au PBR1. Du fait de la sensibilité thermique des cellules, cet écart de température peut être à l'origine d'une potentielle différence de productivité entre les deux systèmes, ce qui pourrait induire un biais expérimental dans la comparaison d'une stratégie avec un témoin. La caractérisation biologique est une étape nécessaire pour répondre à cette problématique.

En raison du risque accru de dépasser le seuil de stress à la température, le système de régulation thermique a tout de même été revu. Ainsi, pour limiter ce risque, il a été décidé pour l'étape de validation de la stratégie d'ajouter un sprinkler aspergeant de l'eau à 15/20 °C sur les deux parois optiques. Celui-ci peut être activé manuellement dès que la montée en température est trop importante (typiquement à partir de 30 °C). Ainsi, en assurant le maintien de la température dans sa plage optimale, l'effet cinétique de la température n'est pas à modéliser dans l'actualisation de la loi de commande optimale, ce qui permet de réduire le temps de calcul. A noter que le phénomène de réfraction des rayons lumineux lié à la présence d'eau sur la paroi optique n'est pas non plus pris en compte dans la modélisation, en considérant que son effet est négligeable.

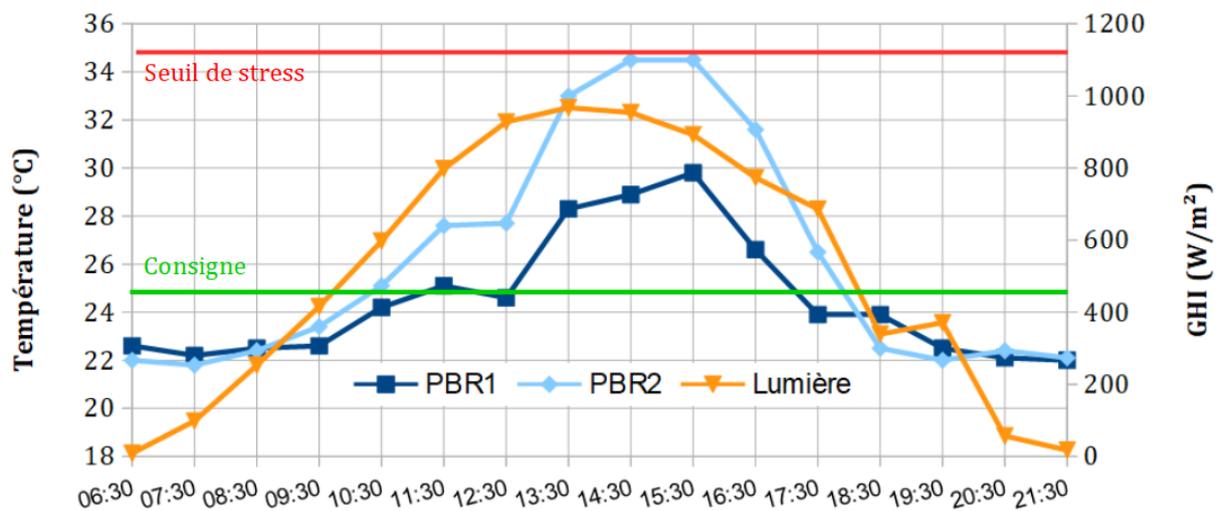


Figure 135. Températures des milieux avec régulation par seul échangeur thermique le 31 mai 2022

Comportement biologique à court terme

Sur la même journée du 31 mai 2022, une légère différence a été observée quant au profil des concentrations en biomasse en fin de matinée (Figure 136), de l'ordre de $0,1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$. A ce moment, rien ne justifie en termes de conditions de culture un tel écart (la différence de température est trop faible pour qu'elle puisse en être l'origine). Du fait de la présence de certains écarts-types élevés, la différence pourrait être imputable à des imprécisions lors des mesures hors ligne (imprécisions non quantifiables).

La vraie validation de la production réside dans la comparaison de la productivité à l'échelle de la journée. Au bout de 15 heures de culture depuis l'inoculation, la concentration est identique, ce qui signifie que la productivité est la moyenne au sein du PBR pendant l'ensoleillement. Sur les 5 points de mesure après inoculation, l'erreur absolue moyenne entre les deux systèmes est de seulement $0,05 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$, soit 6 % de la concentration moyenne. Le comportement entre les deux systèmes semble donc être identique sur une échelle de temps relativement courte.

La différence dans le profil des températures ne semble pas avoir eu d'effet significatif dans la réponse en croissance des microalgues, malgré un écart pouvant aller jusqu'à $5 \text{ }^\circ\text{C}$. Les températures évoluant principalement dans l'intervalle de 25 à $35 \text{ }^\circ\text{C}$ pour les deux systèmes, cela semble aller dans le sens d'un modèle décrivant une plage optimale de températures, plutôt qu'un pic optimal de température, pour les effets sur la croissance. De plus, les bornes de cette plage correspondent aux valeurs spécifiques à *Chlorella vulgaris*, déterminées d'après des données en conditions solaires typiques (Annexe 1). Des tests complémentaires en conditions de lumières et températures variables sur le long terme permettraient d'éprouver le modèle présentant un plateau optimal de température sur la plage $25 \text{ }^\circ\text{C}/35 \text{ }^\circ\text{C}$, et le cas échéant d'identifier plus précisément les caractéristiques cinétiques liées à la température. Pour la suite de l'étude, le bon maintien de la température entre 25 et $35 \text{ }^\circ\text{C}$ sera un indicateur de l'absence de stress thermique.

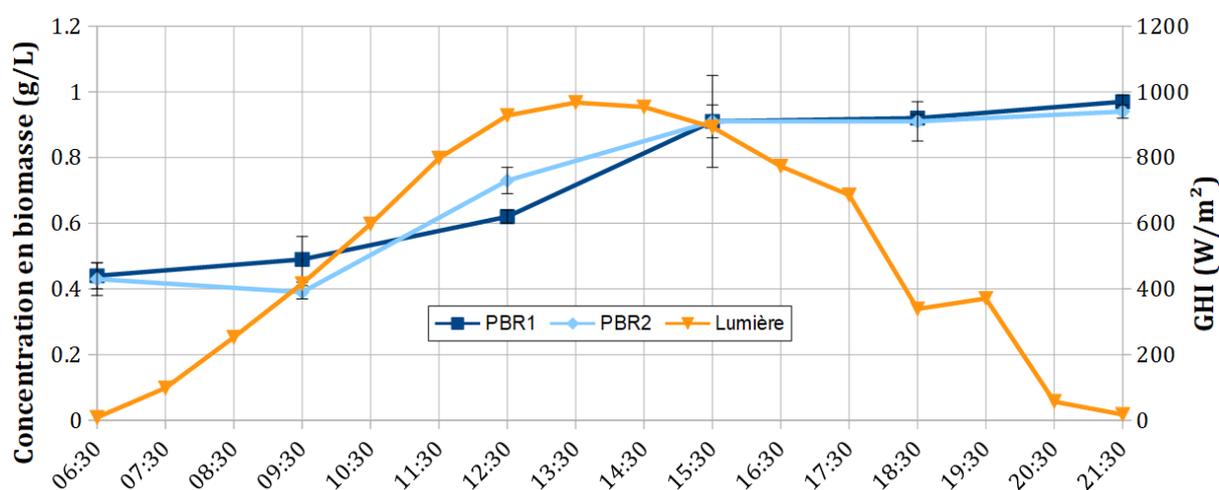


Figure 136. Comparaison des concentrations en biomasse en mode batch le 31 mai 2022

L'étude des pigments montre également une différence marquée sur la mesure à 9h30 (Figure 137), où les teneurs en pigments apparaissent 50 % plus élevées pour le PBR2. Encore ici, aucune différence dans les conditions de culture n'a été identifiée pour expliquer cette brève différence. La principale variation de la teneur en pigments apparaît après l'inoculation : tous les pigments sont au moins doublés en proportion entre 6h30 et 9h30. Cela montre que le passage rapide de la cellule des conditions de lumière constante (dans la colonne) à de la lumière très basse (lever du Soleil) provoque une réponse rapide par une production de pigments (en moins de 3 heures). Ensuite, cette teneur ne subit plus de réelle variation : elle semble se stabiliser autour de 3 % au total (2/3 de chlorophylle a, 1/6 de chlorophylle b et 1/6 de caroténoïdes).

Du fait du maintien global de la teneur en pigments une fois les cellules acclimatées au contexte solaire, elle sera considérée constante pour la phase de validation des stratégies. Certains dosages de pigments seront tout de même opérés pendant cette phase, afin de la corriger si nécessaire.

L'étude des pigments met aussi en évidence la présence potentielle d'un stress en lumière. En effet, la teneur en caroténoïdes est très proche de celle de la chlorophylle b. Cet indicateur de stress semble révéler qu'en-dessous de $1 \text{ g}_X \cdot L^{-1}$, la concentration en biomasse pourrait être trop faible au vu des conditions présentes, à savoir une lumière de la région nantaise en mai et un photobioréacteur de 2,6 cm d'épaisseur orienté plein sud. Cette valeur de concentration microalgale sera retenue pour discuter du stress potentiel subi en fonction de la stratégie de pilotage.

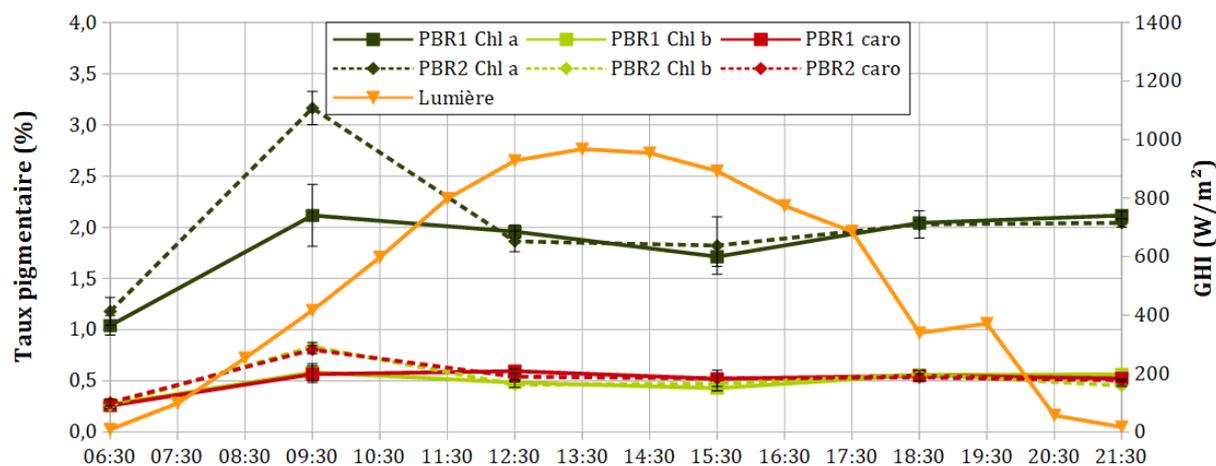


Figure 137. Comparaisons des pigments le 31 mai 2022

Comportement biologique à long terme

Lors d'une culture solaire maintenue plusieurs jours en mode de production semi-continu (Figure 138), la concentration a pu être quasiment doublée sur les 5 premiers jours (passage de 2,1 à plus de 3,6 $g_X \cdot L^{-1}$). L'augmentation est surtout notable sur les 3 premiers jours (augmentation quotidienne de la concentration en biomasse de 0,5 $g_X \cdot L^{-1}$). La limitation qui apparaît prend son origine soit dans le manque de nutriments, soit dans la présence d'une fraction sombre trop importante à cette concentration (lumière absorbée trop rapidement).

A l'image du suivi à court terme de la concentration, le suivi à long terme des deux systèmes en parallèle ne montre pas des profils totalement superposés pour la concentration microalgale. La différence observée est toutefois à relativiser, au vu des écarts-types associés. La moyenne de l'erreur absolue après inoculation est de 0,19 $g_X \cdot L^{-1}$, soit 7 % de la concentration moyenne. Cette valeur, sensiblement identique à l'erreur typique sur le court terme, peut être associée au biais expérimental. Ainsi, la validation de la stratégie optimale ne peut être effective que si la production dépasse 7 % de celle de la stratégie témoin.

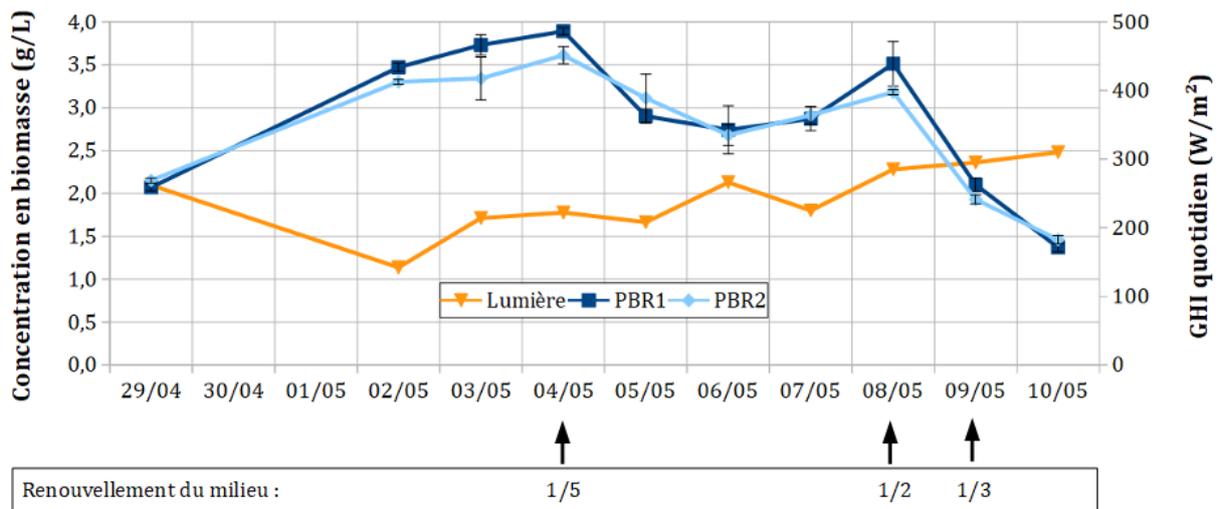


Figure 138. Comparaisons des concentrations du 29 avril au 10 mai 2022

S'agissant de l'évolution des pigments (Figure 139), il faut d'abord noter que la différence observée sur les caroténoïdes à l'inoculation n'est pas à prendre en compte, du fait d'un prélèvement effectué peu de temps après inoculation des deux systèmes à partir du même milieu de culture. La teneur en caroténoïdes reste inférieure à celle de la chlorophylle b, tant que le système est à plus de $2,5 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$. Ceci n'est plus vérifié une fois que les systèmes sont dilués de moitié : un stress en hautes lumières est donc produit. Ce stress apparaît alors que la concentration est de l'ordre de $2 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$, valeur relativement haute pour le système plan de 2,6 cm. Le stress est ainsi plutôt imputable aux taux de dilution appliqués plutôt qu'à la concentration en biomasse elle-même : il pourrait s'agir d'une adaptation limitée des cellules face à un changement brutal des conditions d'absorption de lumière.

Les cellules parviennent néanmoins à adapter le taux pigmentaire en fonction de la lumière absorbée, et donc de la concentration. Premièrement, l'augmentation de la concentration en biomasse sur les premiers jours suivant l'inoculation amène à une diminution des pigments sur 4 jours, de 2,8 à 1,3 % en teneur de chlorophylles. Deuxièmement, la diminution de plus de moitié de la concentration sur les 2 derniers jours montre clairement la réponse inverse, à savoir une augmentation des pigments : passage de la teneur en chlorophylles de 1,2 à 1,6 %.

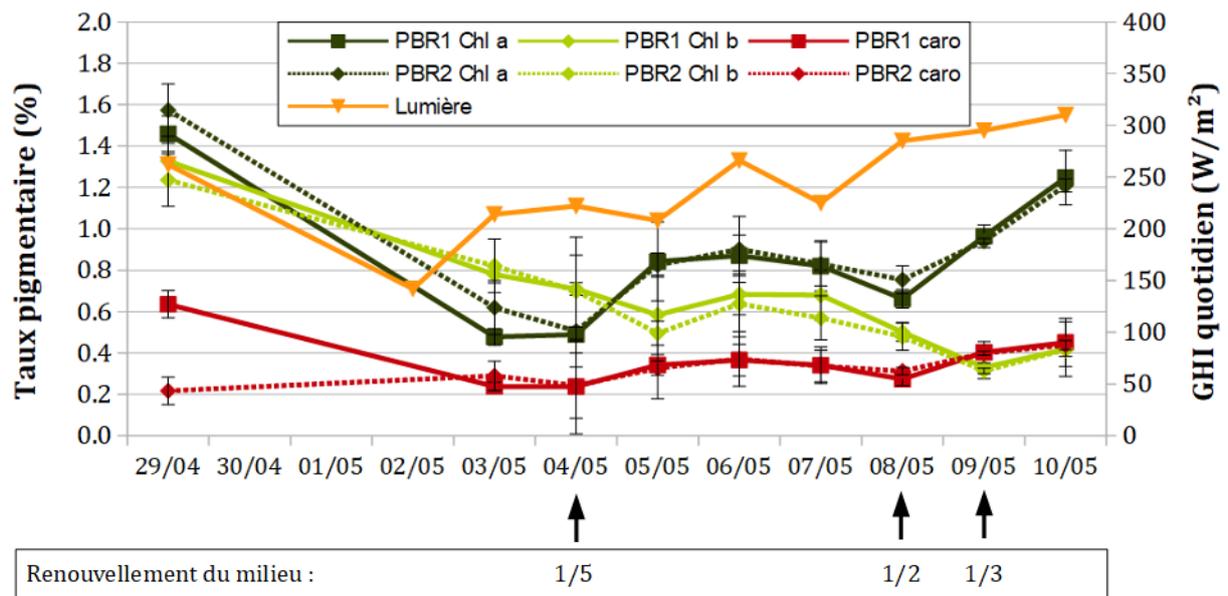


Figure 139. Comparaisons des pigments du 29 avril au 10 mai 2022

Les conditions axéniques ont pu être maintenues sur plusieurs jours grâce à une stérilisation préalable du système par acide peroxyacétique. Aucun micro-organisme autre que *Chlorella vulgaris* n'a été identifié au microscope avant le 10 mai, soit 12 jours après inoculation. La montée de concentration en biomasse est due à une augmentation du nombre de cellules, non à une augmentation de taille de celles-ci (Figure 140). Les conditions de culture proposées sont donc favorables à la division cellulaire, et donc à la croissance à l'échelle du volume. La caractérisation au microscope des cellules après 9 jours de culture ne révèle pas de différence notable dans l'état des cellules (taille des cellules, nombre de cellules rompues). Structuellement, cette souche semble résister efficacement aux passages répétés dans la pompe péristaltique de recirculation du milieu : peu de cellules ont été détruites au bout d'une semaine (Figure 141). En effet, *Chlorella vulgaris* possède une certaine tolérance aux contraintes de cisaillement, ce qui facilite sa culture en photobioréacteurs [231].

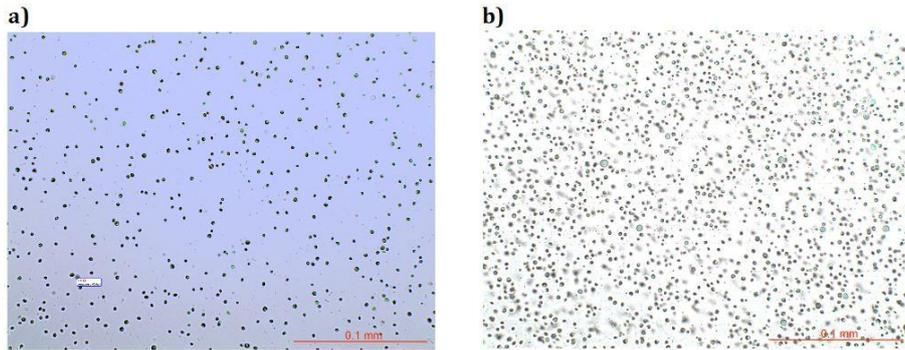


Figure 140. Echantillons de culture (PBR1, grossi X400) : a) inoculation (29 avril 2022), b) 6 mai 2022

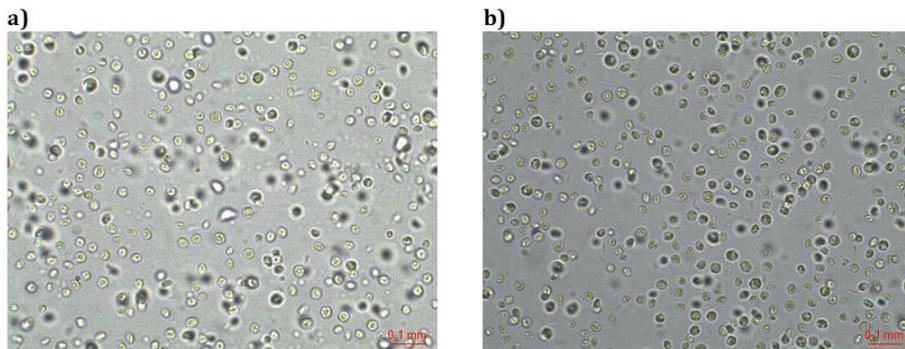


Figure 141. Echantillons de culture du 6 mai 2022 (grossis X1000) : a) PBR1, b) PBR2

Conclusions sur la validation des productivités

Pour des mêmes conditions de culture en conditions solaires réelles, les comportements biologiques entre les deux systèmes sont similaires, à un écart près de 7 % (pour la concentration en biomasse). Cet écart constitue le seuil au-delà duquel l'écart des performances entre les deux stratégies révèle une réelle différence de comportement, sans relation avec le biais expérimental. La principale différence de comportement est observée sur l'aspect thermique ; celle-ci est due à une différence de conception dans la double-enveloppe pour les échanges de chaleur. La température ne semble toutefois pas avoir d'effet sur la croissance de la souche d'étude, tant que celle-ci est globalement maintenue entre 25 et 35 °C. Une méthode de refroidissement par aspersion d'eau est nécessaire pour garantir de ne pas dépasser le seuil des 35 °C. La teneur en pigments reste relativement constante et n'a donc pas besoin d'être l'objet d'un suivi poussé pour les mesures biologiques.

V.2.2.2 – Validation de la stratégie optimale

Modélisation adaptée aux conditions expérimentales

En conditions expérimentales, le modèle de productivité doit se baser sur des paramètres d'entrée représentatifs de ces conditions, de sorte à réduire l'incertitude de prédiction, paramètre défavorable au maintien de performances optimales avec des stratégies prédictives. Ces adaptations concernent la lumière, sa représentation spectrale et les pertes liées à la conception du système.

Le modèle utilisé jusqu'ici a considéré une lumière moyennée sur le spectre PAR, afin d'utiliser des valeurs uniques pour les paramètres radiatifs, pour des raisons de coût calculatoire. Ici, le but est de représenter plus fidèlement les conditions solaires pour préparer l'implémentation pratique des stratégies. Ainsi, une lumière spectrale est considérée : elle correspond à la partie PAR (longueurs d'onde de 400 à 700 nm) du spectre solaire AM1.5 (Figure 10.a). Une même relation de proportionnalité est affectée à toutes les longueurs d'onde, de sorte que l'intégration de la surface sous le spectre corresponde à la valeur des flux solaires. Ce procédé est utilisé pour les parties collimatée et diffuse de la lumière. Seule la partie PAR du spectre solaire est retenue, et utilisée dans le modèle radiatif. Ainsi, le modèle se base également sur les valeurs spectrales des paramètres radiatifs de *Chlorella vulgaris* liés à l'absorption et la diffusion en fonction de la longueur d'onde (Figure 15-Figure 17).

Les pertes dans l'exploitation de la lumière ont également été considérées. Premièrement, il s'agit de multiplier les flux solaires entrants par la transmittance de la paroi optique, à savoir 0,92. Deuxièmement, la présence d'un volume sombre liée à la cellule de mesures doit être modélisée dans le modèle de productivité. Ainsi, le jour, la vitesse de croissance dans l'ensemble du milieu de culture devient [232], [233] :

$$\langle r_X \rangle_{day} = \langle r_X \rangle_{light} \cdot (1 - f_{dark}) + \langle r_X \rangle_{dark} \cdot f_{dark} \quad (81)$$

avec $\langle r_X \rangle_{light}$ la vitesse de croissance dans le volume du PBR, $\langle r_X \rangle_{dark}$ la vitesse de croissance dans le volume sombre (lumière absorbée nulle), et f_{dark} la fraction sombre constante imposée par la cellule de mesures (ici 2 %).

Performances expérimentales attendues

Le taux de dilution constante a été calibré sur l'été typique de Saint-Nazaire (Figure 142). La productivité optimale a été identifiée, puis associée au taux de dilution optimal. Après une diminution du taux de dilution 50 % pour éviter un lessivage lié au passage sur scénario réel (approche conservatrice), la valeur utilisée pour la campagne est : $0,013 \text{ h}^{-1}$. Il s'avère que dans ce cas précis, le taux de dilution optimal de la campagne expérimentale, après reconstruction des données météo, est identique à celui identifié sur le scénario typique ($0,026 \text{ h}^{-1}$). Ne pas utiliser l'approche conservatrice permettrait de se rapprocher de la production maximale sur le scénario réel, en supposant que ce taux pourrait être en pratique maintenu sur la durée. Ici, il s'avère que son application est en mesure de proposer une production de biomasse quotidienne de $16,1 \text{ g}_X \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$, contre $19,5 \text{ g}_X \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$ si le taux optimal était appliqué. Ces pertes entre les performances maximales et les performances attendues sont de 21 %.

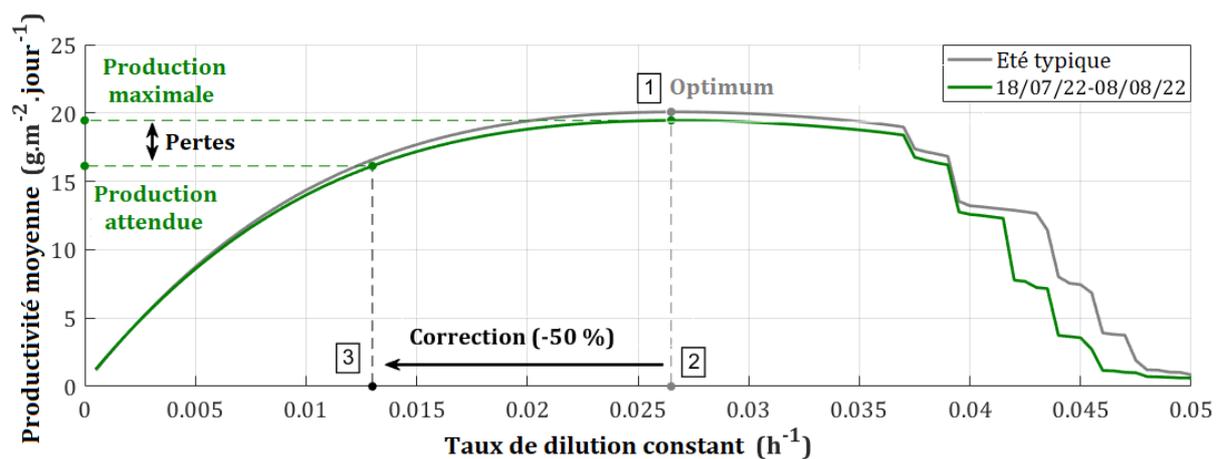


Figure 142. Production attendue sur la campagne et maximum atteignable avec la stratégie constante

Mise en culture pour la phase de validation des stratégies

Les photobioréacteurs ont été inoculés le 12 juillet 2022 à 17h00 à $1,2 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$. La stratégie constante a été implémentée sur le PBR1 et la stratégie MPC a été implémentée sur le PBR2 (illustration en Annexe 14). Du 12 juillet au 18 juillet, les stratégies ont fonctionné en continu, afin de tester le bon déroulement du renouvellement du milieu. Pendant cet intervalle, les microalgues ont pu s'adapter au contexte solaire suite à l'inoculation depuis un milieu maintenue en lumière artificielle.

Malgré le bruit important dans le signal de turbidité du PBR2 (mesure en ligne de la concentration), la culture a été maintenue par le contrôle MPC, du fait du maintien de la concentration mesurée dans des plages cohérentes (entre 0 et $2 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$). La stratégie optimale étant basée sur une mesure par turbidité, il a été décidé le 18 juillet à 17h00 de commencer le suivi de la concentration par mesures hors ligne, en raison des mesures en ligne jugées non fiables. Les performances des stratégies ont été évaluées à partir de ce moment, jusqu'à l'arrêt de la culture.

La culture a été stoppée le 9 août, en raison d'une contamination avérée dans les deux systèmes (après 1 mois de culture). La méthode de mesure de concentration de microalgues ne reposant pas sur un comptage cellulaire (méthode trop chronophage pour apporter un correctif à la stratégie MPC), la présence d'espèces contaminantes aurait pu fausser les résultats d'analyse de la concentration en biomasse par masses sèches.

Caractérisation à long terme

Sur le long terme, les deux cultures ont été opérées en continu, sans lessivage du milieu ou dérive biologique entraînant la perte de la culture. Cette simple observation met en exergue le fait que les deux stratégies parviennent à piloter un photobioréacteur sur le long terme, que ce soit par approche prédictive ou par approche non-prédictive. Cette conclusion est toutefois réservée au fait que la souche d'étude *Chlorella* est une souche peu sensible qui a eu de bonnes capacités de résistance (à la lumière et la température), y compris face à l'épisode caniculaire subi pendant la phase de culture.

L'ajout d'un refroidissement par l'avant par le biais d'un aspergeur, en complément du refroidissement par l'arrière par un échangeur thermique, a permis de maintenir la plupart du temps la température sous le seuil des 35 °C, malgré le climat caniculaire. Pendant l'ensoleillement, la température du PBR2 a été en moyenne plus élevée de 1 °C par rapport à celle du PBR1 (avec rares pics avec 4 °C d'écart). Le pH a lui été maintenu entre 6,6 et 7,6, ce qui reste une plage optimale pour *Chlorella vulgaris*. De ce fait, les conditions de culture non liées au renouvellement du milieu ont sensiblement été les mêmes entre les deux systèmes.

L'azote a été quantifié 3 fois (Tableau LII), depuis un échantillon de culture prélevé en fin de journée (17h00) dans chacun des systèmes. Pour les concentrations en biomasse obtenues dans les PBR, il est considéré que l'azote est en quantité suffisante si la concentration en nitrates (NO_3^-) est au-dessus de $25 \text{ mg}_X \cdot \text{L}^{-1}$. Systématiquement, l'ion nitrate (qui révèle la présence d'azote dans le milieu) se trouve en concentrations beaucoup plus élevées dans le PBR2 que dans le PBR1 (respectivement autour de 75 et $5 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$). Cette différence s'explique en partie par le fait que les échantillons ont été prélevés en fin de journée, donc au moment où la stratégie MPC alimente préférentiellement le milieu de culture en nutriments. Avec la stratégie constante, le milieu est alimenté en continu en nutriments, mais à moindre intensité. Un premier constat peut être apporté ici, à savoir que l'approche conservatrice qui consiste à diminuer le taux de dilution constant pour limiter le stress lumineux pourrait au final apporter une carence nutritive, du fait d'un renouvellement en milieu nutritif trop peu intense. L'augmentation des espèces nutritives dans le milieu d'alimentation est cependant limitée, en raison des risques de précipitation. Il va donc de soi que la quantification des nutriments en solution devrait faire partie de la modélisation lorsqu'une telle stratégie en boucle ouverte est calibrée.

Les pigments ont été dosés 4 fois (Tableau LII), toujours depuis des prélèvements des milieux des deux systèmes. Ces dosages ont servi de correctif biologique pour le pilotage optimal (teneur totale en pigments), mais aussi de caractérisation du stress (comparaison des caroténoïdes avec la chlorophylle). Seul un stress a été avéré dans le PBR2 dans la période du 27 juillet (caroténoïdes plus élevés de 25 % que la chlorophylle b). La stratégie MPC pourrait donc mettre en défaut la robustesse biologique, du fait

des dégradations apportées par l'implémentation pratique. En termes de pigments totaux, la teneur est en moyenne plus élevée de 34 % pour le photobioréacteur piloté sous dilution constante (3,7 contre 2,7 %). En synthèse, les différences en termes de ressources nutritives et d'adaptation cellulaire à la lumière sont conséquentes entre les deux approches stratégiques.

Tableau LIII. Outils de mesure, régulation et calcul associés aux photobioréacteurs plans

Date	Paramètre mesuré	PBR1 (stratégie constante)		PBR2 (stratégie MPC)	
18 juillet	Azote	[NO ₃] : 5 mg · L ⁻¹		[NO ₃] = 100 mg · L ⁻¹	
19 juillet	Pigments	Chl. a : 1,87 %	Chl. b : 0,61 %	Chl. a : 1,63 %	Chl. b : 0,40 %
		Caro. : 0,52 %	Total : 2,89 %	Caro. : 0,50 %	Total : 2,53 %
21 juillet	Pigments	Chl. a : 1,95 %	Chl. b : 0,61 %	Chl. a : 2,14 %	Chl. b : 0,59 %
		Caro. : 0,57 %	Total : 3,12 %	Caro. : 0,59 %	Total : 3,31 %
25 juillet	Azote	[NO ₃] = 5 mg · L ⁻¹		[NO ₃] = 75 mg · L ⁻¹	
26 juillet	Pigments	Chl. a : 2,61 %	Chl. b : 0,81 %	Chl. a : 1,32 %	Chl. b : 0,35 %
		Caro. : 0,69 %	Total : 4,10 %	Caro. : 0,45 %	Total : 2,12 %
28 juillet	Pigments	Chl. a : 2,88 %	Chl. b : 0,87 %	Chl. a : 1,91 %	Chl. b : 0,47 %
		Caro. : 0,82 %	Total : 4,58 %	Caro. : 0,58 %	Total : 2,97 %
4 août	Azote	[NO ₃] = 5 mg · L ⁻¹		[NO ₃] = 75 mg · L ⁻¹	

L'évolution de la concentration microalgale, paramètre clé dans l'absorption de lumière et de productivité, doit aussi être comparée entre les deux systèmes. Celle-ci semble être en moyenne plus élevée dans le PBR piloté sans retour d'état ni prédiction (Figure 143.a). La raison en tient à la diminution du taux de dilution imposée (diminution de 50 % depuis la valeur optimale) pour garantir en priorité la limitation en stress lumineux, et donc chercher une robustesse biologique en l'absence de retour d'état du système. Sur la période du 23 au 29 juillet, l'augmentation de la concentration par rapport à la stratégie optimale est toutefois moindre, puisqu'elle est expérimentalement de 21 %, contre 51 % pour la simulation d'une année en conditions parfaites. A noter que cette montée à partir du 30 juillet est essentiellement due à une coupure temporaire, indésirable, de l'apport en milieu nutritif dans le PBR1.

Pour la stratégie prédictive avec retour d'état, certains pics de concentrations sont causés par une récolte de données météorologiques erronées pendant un bref moment. Ceci peut en partie expliquer la réduction de l'écart de la concentration moyenne avec la stratégie constante par rapport au cas simulé. Les événements de coupures de données météorologiques n'ont pas pu être retrouvés a posteriori lors de la compilation des données.

Sur l'aspect pilotage du procédé, le volume récolté est logiquement inchangé sur toute la phase, du fait d'un système à volume constant opéré à débit constant dans le cas du PBR1 (Figure 143.b). En réalité, une dérive du signal est survenue, ce qui a conduit à une lente augmentation du débit. A la fin de la campagne, le volume récolté est de 10 L par jour, au lieu de 8 L. Face aux premières observations d'augmentation du débit, il a été décidé de suspendre le renouvellement pendant un jour, afin de réduire l'écart entre débit moyen et débit attendu sur la durée de la culture. Procéder ainsi a permis d'obtenir un débit moyen de 8,9 L au lieu de 9,4 L, soit une réduction de l'écart de 17 à 11 % par rapport au débit de 8 L à maintenir.

Concernant le PBR2 piloté par la stratégie optimale, le volume récolté est très variable au jour le jour, avec des valeurs contenues dans la plage 0 à 28 L. Comme vu précédemment, une des causes provient de la réception des données météorologiques, qui peut fournir en journée des données erronées correspondant à la nuit. Une seconde cause est apparue : des journées en mode batch ont été préconisées malgré l'utilisation de données météo cohérentes. Ici, l'algorithme a estimé, au vu du retour d'état biologique et des prédictions, que la concentration en biomasse devait être temporairement augmentée pour anticiper une meilleure production sur le long terme. Cette démarche a déjà été observée en simulation pour des scénarios de lumière variable sur le long terme. L'effet inverse s'est aussi produit expérimentalement, en particulier le 2 août, lorsque la stratégie a consisté à préconiser un retour vers un état de milieu plus dilué.

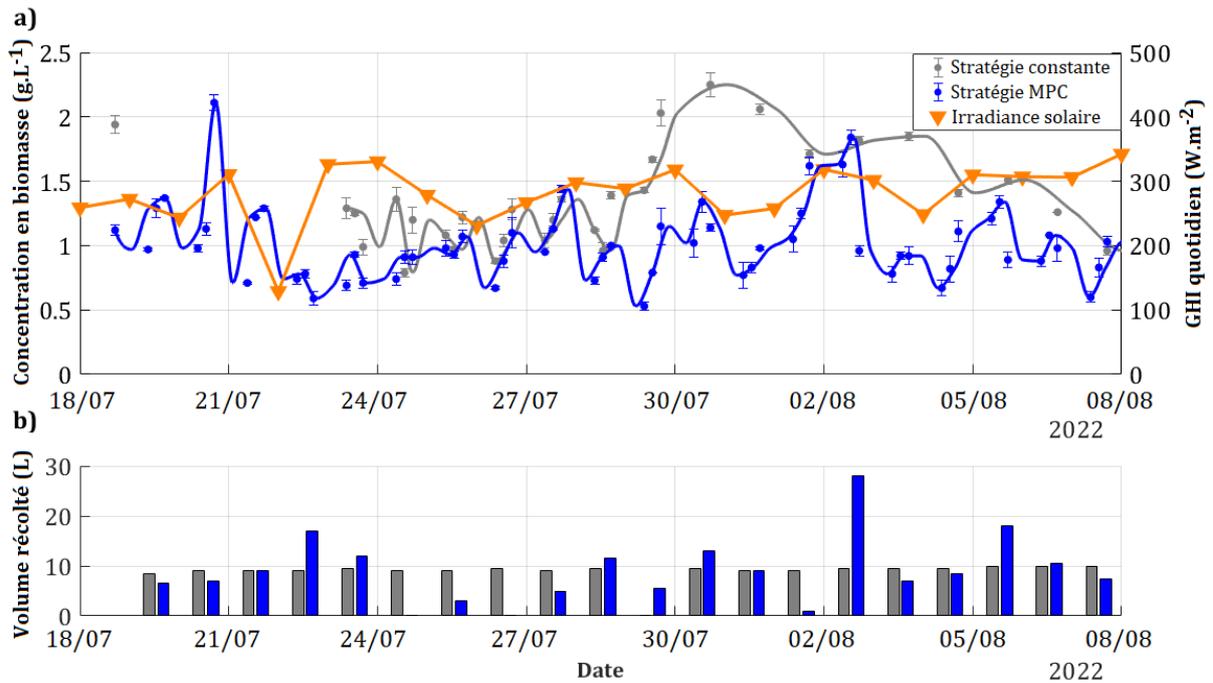


Figure 143. a) Concentrations en biomasse au sein des systèmes, b) volume quotidien récolté

Caractérisation à court terme

Une caractérisation à court terme, à l'échelle d'une journée, permet d'évaluer certaines conditions typiques de culture dans chacun des photobioréacteurs. Ces conditions concernent les régulations en température et pH. Par une action de refroidissement par l'avant et l'arrière des systèmes, le seuil de stress thermique associé à *Chlorella vulgaris* n'a pas été dépassé (Figure 144.a). D'après l'approche de modélisation proposée pour les effets de la température sur la cinétique de croissance, cela signifie que la souche a été maintenue dans des conditions optimales de température sur la majeure partie de la journée, ce qui valide une partie des conditions d'application du modèle prédictif. De plus, avec cette approche d'apport plus important en froid, les profils de températures entre les deux systèmes de culture deviennent proches. L'écart maximum de 5 °C observé en phase de validation des productivités, écart dû à la différence dans la conception de la double enveloppe, est ici réduit à 2 °C. Ainsi, les conditions thermiques sont très semblables entre les deux systèmes.

Concernant la régulation du pH, celui-ci est plus efficacement maintenu dans une plage restreinte dans le PBR1 (Figure 144.b) que dans le PBR2 (Figure 144.c). La raison n'est pas due à la croissance, mais l'est surtout au débit d'injection du CO₂, régulé manuellement dans chacun des systèmes. Ici, le débit est plus élevé dans le PBR2 (avec la stratégie de production MPC), ce qui produit une acidification plus forte du milieu, et donc une augmentation du délai de passage au seuil du pH de 7,5. Néanmoins, il n'est pas considéré que cela constitue des conditions de limitation de croissance pour *Chlorella vulgaris*.

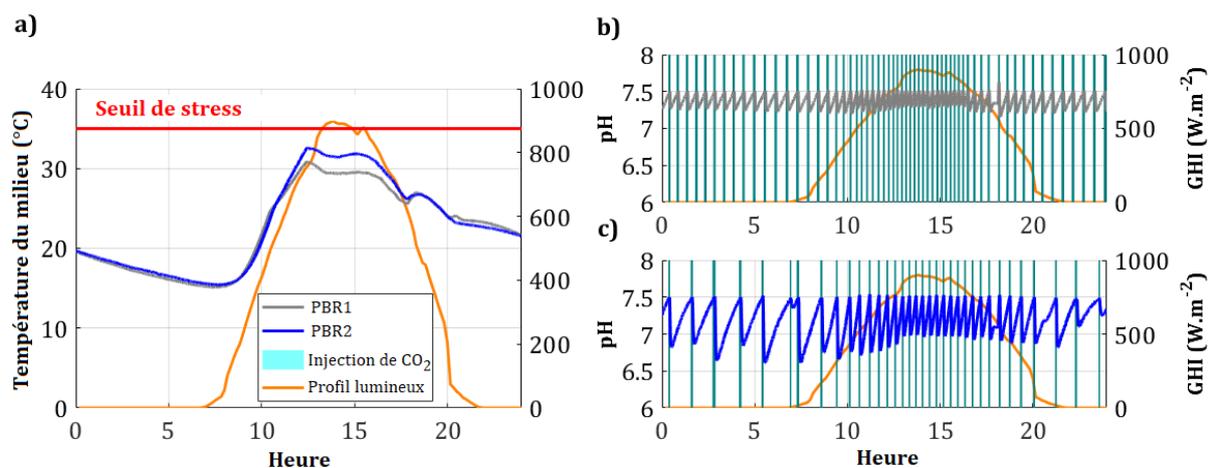


Figure 144. Journée du 6 août : a) température du milieu, b) pH et CO₂ dans le PBR1, c) pH et CO₂ dans le PBR2

Comme vu lors de la caractérisation du modèle de prédiction météorologique mis en place, l'erreur typique du modèle est une sous-estimation de l'irradiance solaire globale en lumières modérées et hautes (évaluation faite sur l'année 2020). Cette erreur caractéristique est retrouvée en conditions expérimentales sur la phase de validation de l'été 2022 (Figure 145.a). L'irradiance diffuse est cependant prédite avec fiabilité, puisque le profil prédit est très proche du profil réel (mesures du pyranomètre).

La commande prédictive, actualisée chaque heure (Figure 145.b), applique un renouvellement du milieu de culture préférentiellement en fin de journée, à l'image de la commande en conditions de prédictions et mesures parfaites. Cependant, avec l'exemple du 6 août, les profils sont différents : en conditions réelles, la dilution n'est pas opérée à 16h00 et 18h00. De plus, les pics sont généralement de moindre intensité

qu'en conditions parfaites, hormis à 17h00 lorsque la biomasse est suivie pour corriger les prédictions. Sur les 24 heures, la diminution du taux de dilution moyen, par rapport à une stratégie optimale hypothétiquement parfaite, n'est que de 27 % (0,0074 contre 0,0102 h^{-1}). A noter que ces différences entre application réelle et conditions idéales sont moins marquées que ce qu'a pu montrer l'analyse de sensibilité des stratégies avec des erreurs de prédictions fortes (V.1.5).

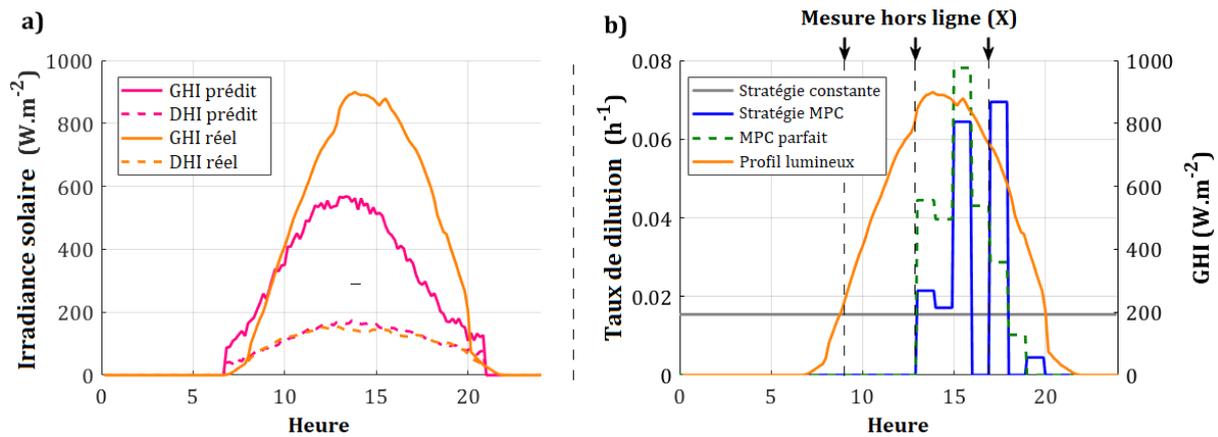


Figure 145. Journée du 6 août : a) prédiction de la lumière, b) commandes

Il convient de s'intéresser aussi au profil de concentration résultant de la loi de commande optimale dégradée par les contraintes d'implémentation réelle. Sur l'exemple du 6 août (Figure 146.a), le profil de la stratégie optimale en conditions expérimentales est très en-dessous du profil en conditions idéales (mesures et prédictions parfaites). L'augmentation de la concentration en biomasse observée entre le matin et le point culminant du Soleil en conditions idéales est très réduite en conditions expérimentales. Cette perte est liée à la baisse de croissance induite par une concentration relativement faible et des lumières élevées. La concentration moyenne est ainsi diminuée d'un facteur 2,5. Cette observation est conforme à l'analyse de sensibilité des stratégies face aux incertitudes typiques expérimentales (V.1.5).

Grâce aux données du PBR1, les performances du modèle de croissance ont pu être évaluées (Figure 146.b), grâce aux mesures hors ligne qui renseignent à 9h00, 13h00 et 17h00 sur les concentrations réelles en biomasse. La rupture entre concentrations réelle et prédite à 9h00 met en évidence l'imprécision du modèle de croissance quant aux

prédictions à faible luminosité et de luminosité nulle (la prédiction ayant débuté à la mesure de 17h00 la veille). La rupture à 17h00, plus marquée, met en évidence l'imprécision propre à la prédiction à haute luminosité (à savoir entre 13h00 et 17h00). Cette rupture étant présente pour le modèle avec et sans photosensibilité, il s'ensuit que le modèle nécessite encore des ajustements.

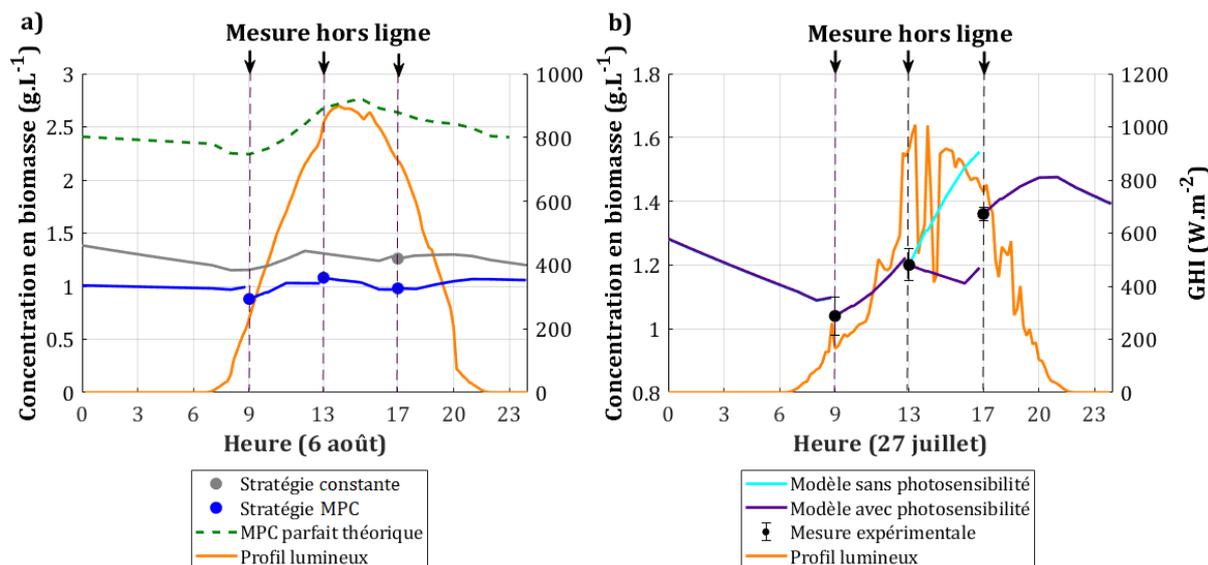


Figure 146. Concentration microalgale mesurée et prédite : a) modèle de croissance utilisé (6 août 2022), b) comparaison au modèle sans photosensibilité (27 juillet 2022)

En négligeant les effets de la température et de l'oxygène sur la dynamique, l'erreur moyenne de prédiction des modèles de croissance a été évaluée sur les mesures expérimentales du PBR1 du 23 juillet au 8 août. En omettant la pénalité liée au stress lumineux, le modèle 'Pruvost 2012' produit une erreur relative moyenne de 16,7 % par rapport aux mesures expérimentales. Le biais moyen est quant à lui de 11,3 %, ce qui signifie que le modèle aura tendance à surestimer la croissance. En prenant en compte la pénalité liée à une photosensibilité faible sous haute luminosité ($\langle A \rangle_{stress} = 50 \text{ mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$), l'erreur relative reste sensiblement la même (16,5 %). Cependant, le biais est moins important puisqu'il est de -4,1 %. L'ajout de la pénalité permet donc de légèrement mieux approcher le comportement biologique, en particulier en réduisant le biais de prédiction. Cette pénalité peut tout de même être revue, notamment sur les valeurs des paramètres $\langle A \rangle_{stress}$ et $\langle A \rangle_{crit}$. A titre d'exemple, des valeurs respectives de 40 et 70 $\text{mmol}_{hv} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$ permettent de réduire l'erreur

moyenne à 15,1 %. Ces performances sont identiques à ce qui peut être observé dans la littérature, pour un modèle de croissance de *Chlorella vulgaris* [234].

Performances réelles des stratégies

Au niveau des performances de production (Figure 147), la stratégie en boucle fermée peine à atteindre les performances de la stratégie en boucle ouverte. En résumé, le cumul de production par récolte s'élève à 183 et 244 g respectivement pour les stratégies boucle fermée et boucle ouverte (soit un gain de 33 %). En prenant en compte l'écart de concentration microalgale entre le début et la fin de la phase de culture, les productions totales de biomasse sont de 198 et 221 g. Cela signifie une baisse de 11 % des performances suite à l'utilisation d'outils de modélisation et de contrôle avancé imparfaits dans la stratégie de contrôle. Cette valeur se situe au-dessus du seuil des 7 % de biais expérimental. Ainsi, la stratégie témoin, par une dilution constante calibrée en amont par simulations, est plus performante que la stratégie MPC optimale basée sur des outils de mesures et des outils de prédiction.

Dans l'hypothèse d'une stratégie en boucle fermée MPC moins dégradée (mise en place d'un outil fiable pour les mesures biologiques en ligne, modèles prédictifs plus affinés), il serait possible d'atteindre des performances égales voire supérieures par rapport à la stratégie en boucle ouverte. Il est cependant difficile d'imaginer obtenir des gains de production supérieure de 66 %, tels qu'observés à l'année dans les simulations en conditions parfaites. D'un autre côté, disposer d'un meilleur outil de modélisation de la croissance permettra aussi d'augmenter les performances de la stratégie non prédictive, en proposant un meilleur ajustement du taux de dilution constant. Il faut également prendre en compte le fait qu'avec la stratégie non prédictive, l'absence brève de nitrates en fin de journée (mesure à 17h00) a pu influencer négativement la croissance. L'utilisation d'un milieu frais adapté (plus riche en minéraux) pourrait être une solution prévenant d'éventuelles carences nutritives et garantissant une croissance non limitée. L'effet saisonnier n'a a priori pas eu d'influence sur les performances, car l'étude en simulation (conditions parfaites de mesure et prédictions) sur l'année 2015 a montré que le gain de production de biomasse lié à un passage de la stratégie constante à la stratégie MPC était d'environ 40 % pour toutes les saisons. En revanche, la souche

cultivée peut avoir un effet sur le gain expérimental de production. En effet, la stratégie MPC peut être en mesure de réduire les différents stress biologiques d'une espèce peu résistante grâce au retour d'état du système, si l'ensemble des facteurs d'influence n'ont pas été correctement pris en compte dans l'ajustement préalable d'une stratégie en boucle ouverte.

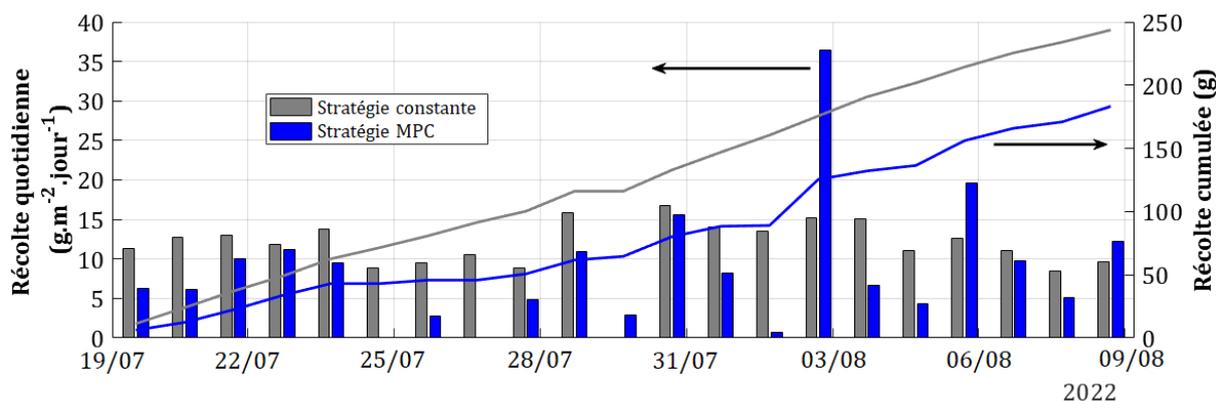


Figure 147. Synthèse de production sur la phase expérimentale : a) récoltes quotidiennes et cumulées, b) densité microalgale de la récolte

Les productions quotidiennes moyennes sur les 21 jours sont de 11,1 et 10,0 $g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$ respectivement pour la stratégie constante et la stratégie optimale. Ces valeurs sont légèrement inférieures à 13 $g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$, ce qui a été obtenu avec une production en semi-continu (avec en moyenne, le même renouvellement du milieu que la stratégie constante) avec le même système, la même souche, pendant une période d'été [138]. Plusieurs raisons peuvent expliquer cette différence. Premièrement, des conditions caniculaires subies pendant l'été 2022. En effet, les hautes luminosités (irradiance solaire régulièrement proche des 1 000 $W \cdot m^{-2}$ en milieu de journée) couplées aux hautes températures (milieu de culture régulièrement à plus de 30 °C) ont potentiellement dégradé les conditions de croissance, malgré une assez bonne résistance de la souche. Deuxièmement, le mode de production peut aussi être à l'origine de cette différence, puisqu'une dilution constante (stratégie constante) s'est avérée déjà moins performante qu'une dilution semi-continue en simulations (V.1.4.2).

Verrous expérimentaux

La campagne expérimentale a mis en exergue quelques verrous expérimentaux. Premièrement, le fonctionnement de la stratégie optimale a été fortement dégradé, ce qui a conduit à une baisse drastique de la production conformément aux attentes. Une discontinuité dans le pilotage optimal du procédé a également eu un effet néfaste sur les performances (coupure dans la réception de données, ou données erronées pour l'actualisation de la loi de commande).

Des contraintes fortes sont imposées à l'opérateur, qui se voit charger d'apporter un suivi biologique fréquent pour assurer le bon fonctionnement de la stratégie optimale, en plus des tâches de préparation du milieu, de récolte et de caractérisation de la production. Ainsi, la méthode de récupération des données biologiques doit nécessairement être automatisée pour la stratégie prédictive, ce qui passe par un procédé de mesures en ligne de la concentration microalgale et, si possible, des pigments.

Conclusions sur la validation expérimentale des stratégies

Des conditions de culture non liées au renouvellement du milieu ont été garanties identiques entre les deux systèmes. La stratégie constante, faisant office de témoin, n'a pu être sensible qu'à deux limitations : d'ordre technique (maintien du taux optimal de dilution) et de modélisation (taux optimal défini à partir d'un modèle de croissance imparfait). Les performances des deux stratégies sont en deçà des optima théoriques, mais la stratégie constante est la plus productive et la plus robuste. Les contraintes expérimentales mettent en défaut les conclusions amenées par toute la phase de simulation. La stratégie optimale n'a pas seulement souffert des limites de modélisation et de suivi des données biologiques, mais aussi des discontinuités dans le processus de suivi des données météorologiques. La validation de cette stratégie à plus grande échelle ou sur une plus longue durée est envisageable avec un procédé fiable sur la continuité du pilotage et sur les mesures en ligne.

Conclusions du chapitre

La phase de simulations sur longue durée (un an de données satellitaires de lumière solaire) confirme que la stratégie optimale prédictive dont la loi est optimisée toutes les heures permet d'atteindre la plus grande quantité de biomasse récoltée, moyennant des conditions de mesures et prédictions parfaites. De manière générale et sous ces mêmes conditions, les stratégies en boucle fermée assurent toujours les meilleures performances de production, qu'il s'agisse de la maximisation de la croissance sur un horizon de deux jours, ou du maintien de conditions turbidostatiques. Les stratégies en boucle ouverte (dilution constante en continu ou dilution d'une heure répétée quotidiennement), ajustées à partir d'un scénario de lumière représentatif du scénario de validation sont, elles aussi, intéressantes du point de vue de la production par rapport à une stratégie conventionnelle. Le fonctionnement de toutes les stratégies repose sur l'accès au modèle de croissance de la souche à cultiver. Les stratégies en boucle fermée, de par une nécessité du retour d'état du système, reposent également sur la mesure en ligne de la concentration microalgale. C'est à ce paramètre que ces stratégies sont le plus sensible. En ce sens, les outils technologiques doivent être développés sur les aspects de mesure biologique afin de garantir les performances optimales attendues.

Une phase de validation expérimentale de la stratégie optimale a été menée, avec pour stratégie témoin une dilution constante, pendant trois semaines sur la plateforme AlgoSolis de Saint-Nazaire. Les deux systèmes utilisés pour cette phase, deux photobioréacteurs inclinés de quelques centimètres d'épaisseur, disposaient d'outils de régulation de température et de pH, ainsi que d'outils de mesure météorologiques. Cependant, une dégradation de la stratégie optimale a été nécessaire, afin qu'elle puisse être opérée sur la plateforme avec les moyens techniques disponibles. Le principal verrou a concerné la mesure en ligne de la concentration microalgale, paramètre dont la stratégie est la plus sensible. Face à ces dégradations, la stratégie optimale n'a pu tenir ses promesses : elle n'a pas garanti la plus forte quantité de biomasse récoltée face à la stratégie constante, en dilution constante. Des efforts doivent être fournis sur la fiabilité du pilotage du procédé en continu et sur l'instrumentation (sondes de mesure de concentration en biomasse), afin que la stratégie optimale puisse expérimentalement révéler tout son potentiel.

CONCLUSION GENERALE

La lumière étant identifiée comme le paramètre influençant le plus la productivité des microalgues en photobioréacteur, le contrôle s'est penché sur le moyen de réguler son apport à la culture. Ainsi le taux de dilution, soit l'intensité du renouvellement du milieu de culture par l'intermédiaire d'ajout de milieu nutritif, a été retenu comme la variable contrôlée la plus pertinente afin de jouer sur l'absorption de la lumière au sein de la culture, avec un objectif de maximisation de la production.

Un modèle de productivité a été mis en place, tel qu'il prend en compte la souche (photosynthèse le jour, respiration la nuit), la technologie du système (géométrie, fraction sombre), la météo (parties collimatée et diffuse de la lumière, température extérieure, vent), l'atténuation lumineuse au sein du milieu ou la régulation du milieu (dilution, régulation thermique). La problématique de conditions solaires a conduit à la simulation de profils typiques de lumière pour la région nantaise, à partir desquels diverses stratégies de contrôle ont été appliquées sur une technologie de panneau « air-lift » avec la souche *Chlorella vulgaris*.

Pour assurer les meilleurs gains de production, l'étape de pré-validation a conduit à retenir quatre stratégies de contrôle, avec chacune un intérêt applicatif propre. Ces intérêts sont : simplicité d'implémentation (dilution constante), minimisation des coûts (dilution quotidienne de 1 heure), robustesse du procédé (maintien d'une concentration en microalgues constante), maximisation de la production (optimisation du critère de croissance par prédiction sur 24 heures). Les plus performantes de ces stratégies, en termes de production de biomasse, se révèlent être celles qui dépendent d'un retour d'état du système (contrôle en boucle fermée). Cela concerne donc la stratégie turbidostatique et la stratégie prédictive. Dans cette phase de pré-validation, il est aussi apparu que la stratégie optimale sous lumière artificielle constante, à savoir un maintien de conditions luminostatiques, n'est pas transposable en solaire. En effet, la variation

typique de lumière solaire reste trop rapide par rapport à la cinétique de croissance caractéristique des cellules microalgales.

Par couplage d'une pénalité de stress lumineux sur le modèle de croissance à partir de la lumière absorbée, il a été montré que l'ensemble des stratégies opéraient, en conditions optimales, une augmentation plus prononcée de la concentration en biomasse afin de limiter le risque de dérive biologique face aux hautes lumières caractéristiques du solaire. Ainsi, une fraction sombre s'est révélée nécessaire : cela revient à préférer un régime photo-limité, où la recherche de conditions luminostatiques n'est plus pertinente. A défaut, il devient préférable de caractériser la lumière par le biais de $\langle A \rangle$, paramètre de référence décrivant le stress lumineux dans le modèle utilisé.

Concernant la stratégie de contrôle optimale, une approche pratique a été privilégiée quant au coût calculatoire : l'algorithme de minimisation sélectionné se devait de définir une loi de commande en un temps raisonnable, en vue d'une application expérimentale. Ainsi, les approches les plus robustes ainsi que l'approche stochastique ont dû être écartées. Une production maximisée reste néanmoins assurée face aux autres stratégies, indépendamment de la souche, de la géométrie du photobioréacteur ou de la lumière.

L'influence du caractère chaotique de la météo sur les performances de cette stratégie optimale a mis en évidence la réduction de l'exploitation lumineuse pour la production de biomasse, face à des passages brefs de nuages ou d'éclaircies. Pour la dernière étape d'ajustement de cette stratégie, le besoin d'un horizon de prédiction optimal de deux jours a été identifié, sous conditions de variations longues de lumière et de prédictions météorologiques typiques.

Toujours concernant la problématique météorologique, il a été abordé la mise en place d'un modèle de prédiction à l'échelle locale, seul moyen d'assurer expérimentalement en continu la prédiction de la lumière dans les conditions recherchées (prédiction sur deux jours, différenciation des composantes directe et diffuse de l'irradiance solaire). Pour cela, un modèle par apprentissage profond a été entraîné à partir des données locales récoltées pendant des années. Son architecture et le type d'entrées et de sorties ont été optimisés en vue de fournir la plus faible erreur prédictive. Un second modèle

basé sur un modèle mécanistique du ciel clair a cependant révélé une erreur prédictive plus basse, tout en ne nécessitant pas un retour d'état des conditions météo actuelles.

Ainsi, il semble peu intéressant de combiner des approches stochastiques aux outils de modélisation et d'optimisation. Dans le cas des modèles, la formulation d'un système d'équations sur la base de connaissances, avec une identification empirique des paramètres, semble être ici la méthode la plus pertinente.

Une fois calibrées, les quatre stratégies ont ensuite été transposées sur un scénario de lumière réelle simulée, sur une durée d'un an. Le passage sur un scénario long a nécessité le couplage d'une approche conservatrice aux stratégies en boucle ouverte (pas de retour d'état du système), pour éviter le risque de perte de culture. Comparativement à une stratégie conventionnelle de production en conditions solaires, toutes les stratégies ont permis une amélioration des performances de production. Avec la stratégie optimale prédisant la croissance sur deux jours, les gains affichés sont d'autant plus élevés que le potentiel lumineux du site de production est bas. A titre d'exemple sur la ville de Nantes, la production est doublée avec cette approche par rapport à une pratique usuelle. Avec une stratégie turbidostatique dont la consigne de concentration en biomasse est adaptée quotidiennement par prédiction de la lumière sur 24 heures, la production atteint 90 % de la production optimale. La meilleure production obtenue en boucle ouverte (taux de dilution de 17h00 à 18h00 adapté de façon hebdomadaire, combiné à une approche conservatrice), la production correspond à 78 % de la production optimale

De la phase de simulations, il en résulte au final une méthodologie modulaire de stratégies de contrôle (Figure 148), qui pourrait servir d'outil d'aide au pilotage dans un cadre applicatif. La méthode se module en fonction de la souche et de la technologie utilisées, en particulier dans le choix de l'algorithme pour la maximisation de la production. Cet outil permet aussi d'identifier les prérequis d'instrumentation (outils de mesure) et de connaissance (outils de modélisation) correspondant à une approche stratégique donnée.

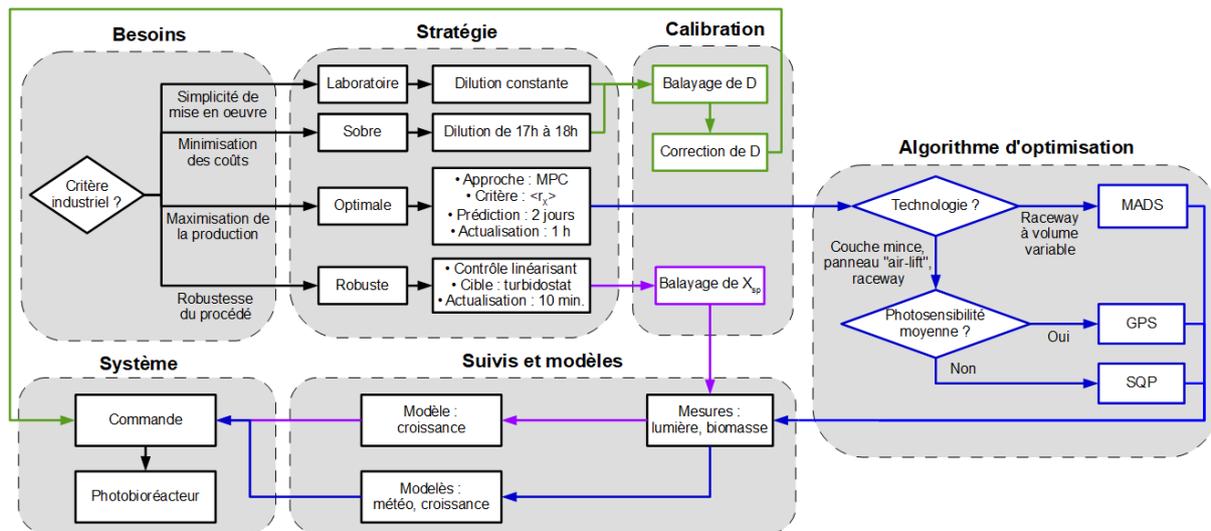


Figure 148. Méthodologie de contrôle modulée en fonction des besoins industriels

Pour clôturer les travaux de la thèse, une campagne de validation expérimentale a eu lieu sur la plateforme AlgoSolis de Saint-Nazaire, sur un photobioréacteur plan « air-lift » incliné, inoculé avec *Chlorella vulgaris*, et disponible en deux exemplaires identiques. Deux stratégies ont été comparées sur une durée de 3 semaines : la stratégie constante (stratégie témoin) et la stratégie optimale (stratégie à valider). D'après la littérature, ces stratégies n'ont à l'heure actuelle pas été appliquées en conditions extérieures.

La stratégie optimale a montré des faiblesses dans ses performances, dues à une dégradation nécessaire des conditions de suivi et de prédiction en conditions réelles. De l'autre côté, la stratégie témoin, qui correspond à une transposition directe du mode de production optimal sous lumière artificielle constante, s'est imposée en tant que stratégie plus robuste, mais aussi plus productive (quantité de biomasse récoltée plus élevée de 33 %). La phase de simulation, en définissant plusieurs approches de contrôle cohérentes avec un comportement solaire, s'est donc révélée efficace pour valider des productions satisfaisantes et durables en phase expérimentale. Les limites techniques et de connaissance actuelles doivent cependant être résolues pour transposer expérimentalement les performances annoncées en simulation et valider expérimentalement l'optimalité d'une approche prédictive en dynamique.

PERSPECTIVES

La stratégie de contrôle semi-continue, soit l'approche pragmatique annoncée la plus performante face aux difficultés d'implémentation de la stratégie MPC, peut être sujette à ajustement. En effet, le moment de dilution optimal semble être corrélé à la durée entre le zénith et le coucher de Soleil (étude non présentée dans ces travaux). Ainsi, une loi générique de dilution quotidienne pourrait être définie en fonction du site de production, ce qui permettrait une économie de calculs. En résumé, une première perspective s'agirait de rechercher une approche générique d'ajustement, modulée en fonction de l'ensoleillement : par rapport à l'ensoleillement annuel (définition de l'intensité du renouvellement) et par rapport à la durée d'ensoleillement quotidien (définition du moment optimal de renouvellement).

Suite à la définition de stratégies répondant chacune à un enjeu applicatif spécifique, des stratégies hybrides peuvent aussi être étudiées, telles qu'elles répondent à des doubles enjeux. Il peut par exemple s'agir d'ajouter la notion de contrôle à la stratégie semi-continue, afin de répondre conjointement aux problématiques de la robustesse vis-à-vis de la lumière et de la minimisation des coûts. Cette piste semble prometteuse, puisqu'avec l'exemple d'une dilution opérée uniquement si la concentration se situe au-dessus d'un certain seuil au zénith, la production dépasse celle obtenue avec la stratégie turbidostatique avec une consigne annuelle (étude non présentée dans ces travaux).

Une approche complémentaire peut aussi faire l'objet d'une étude, à savoir la recherche de solutions techniques de limitation du stress lumineux en solaire en couplage avec une optimisation de la production par un MPC. Ces méthodes peuvent être la conception d'une zone à fraction sombre (pour forcer une phase de repos cellulaire), ou trouver des méthodes d'ombrage ou de réduction de l'angle d'incidence (pour limiter la lumière reçue).

Dans tous les cas, avec des objectifs de simplicité, réduction des coûts (contrôle en boucle ouverte) ou de robustesse, augmentation des gains (contrôle en boucle fermée), les efforts sont à persévérer quant à la modélisation biologique, pour apporter respectivement un ajustement conforme ou une prédiction fiable. Ces efforts doivent surtout se focaliser sur l'effet des hautes lumières et l'effet de la température sur la cinétique de croissance, sous des conditions de lumière variable. Dans cette étude, l'usage de $\langle A \rangle$ pour caractériser un stress instantané en hautes lumières reste discutable, au vu des effets de résilience des cellules qui induisent une latence dans la réponse aux stress.

Afin d'assurer sa généricité, le modèle global (Figure 149) mérite aussi d'être complété, notamment par l'ajout de la prise en compte des technologies tubulaires ou des biofaçades. Un sous-modèle physico-chimique pourrait aussi être ajouté, afin de modéliser la consommation des nutriments, le transfert gaz/liquide, le pH, l'oxygène dissous et leurs effets sur la croissance. De plus, les consommations et coûts liés au renouvellement du milieu et au maintien des conditions favorables à la croissance peuvent être quantifiées, ce qui permettrait de définir des critères énergétiques et économiques qui pourraient être optimisés en continu sur la base d'un MPC.

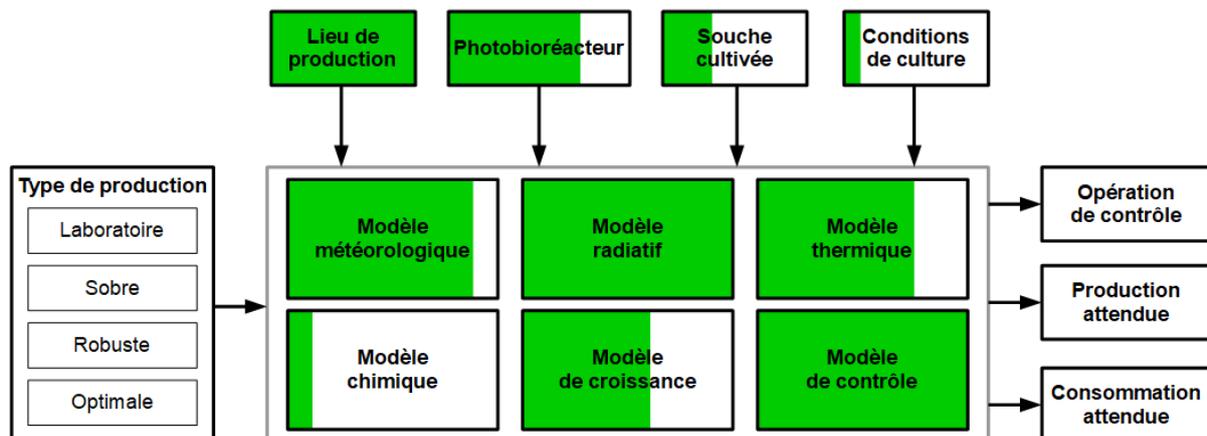


Figure 149. Avancement du modèle global

S'agissant des perspectives d'ordre expérimental, les stratégies semi-continue (avec dilution courte) et turbidostatique peuvent être intéressantes à valider en solaire en tant qu'approches respectivement « sobre » et « robuste », si les conditions d'implémentation le permettent. En pratique, la première est la plus économe en termes de moyens et ne pose donc qu'une contrainte liée à la présence régulière d'un opérateur, puisqu'elle est pilotable manuellement (production quotidienne étalée sur une heure). A l'inverse, la deuxième est nettement plus coûteuse et nécessite d'être entièrement automatisée (contrôle actualisé toutes les 10 minutes, avec mesures en ligne obligatoires).

La stratégie optimale nécessite encore un effort de développement pour une application expérimentale. En effet, en raison des dégradations observées sur les performances, la méthode de prédiction météorologique doit être changée (passage au modèle de ciel clair atténué ou prise de prédictions depuis Météo France). Aussi, dans l'optique d'utiliser un modèle plus complet (par exemple : quantification des nutriments en solution), les capacités de calcul doivent être augmentées, de sorte à garder un délai raisonnable entre le contrôle (caractérisation du système) et l'application de la commande (signal transmis à la régulation). A défaut, des capacités de calcul limitées contraindraient à utiliser un modèle simpliste, peu fiable en conditions extérieures variables.

Pour finir, le verrou expérimental majeur limitant l'obtention d'un maximum des performances concerne le suivi en ligne des paramètres biologiques. Pour y remédier, l'ajout d'une boucle de recirculation reliée à un spectrophotomètre préalablement étalonné sur une large gamme de concentrations et/ou pigments peut être envisagé. Débloquer ce verrou permettrait aussi la collecte d'un grand nombre de données biologiques, facilitant ainsi l'ajustement des paramètres cinétiques de croissance en conditions solaires typiques, et donc la production d'un modèle de croissance plus adapté au contexte solaire.

NOMENCLATURE

A	$\mu mol_{hv}.kg_X^{-1}.s^{-1}$	Vitesse locale d'absorption photonique
$\langle A \rangle$	$\mu mol_{hv}.kg_X^{-1}.s^{-1}$	Vitesse d'absorption photonique à l'échelle volumique
A_{comp}	$\mu mol_{hv}.kg_X^{-1}.s^{-1}$	Point de compensation
$\langle A \rangle_{crit}$	$\mu mol_{hv}.kg_X^{-1}.s^{-1}$	Seuil de lumière critique
a_{light}	m^{-1}	Surface spécifique de la culture
a_{sol}	rad	Angle d'azimut du Soleil
$\langle A \rangle_{stress}$	$\mu mol_{hv}.kg_X^{-1}.s^{-1}$	Seuil de stress lumineux
b	-	Fraction rétro-diffusée
B	-	Biais des portes de la cellule LSTM
B_{CO_2}	-	Bilan de CO ₂
C	K^{-1}	Constante d'ajustement de la pénalité thermique
CE	rad	Equation du centre
$C_{p,cover}$	$J.kg^{-1}.K^{-1}$	Capacité calorifique massique de la paroi optique
$C_{p,water}$	$J.kg^{-1}.K^{-1}$	Capacité calorifique massique de l'eau et du milieu de culture
c_{pig}	$g.L^{-1}$	Concentration totale en pigments
$Crit1$	g_X	Premier critère associé à la quantité de biomasse récoltée
$Crit2$	g_X	Second critère associé à la vitesse de croissance des microalgues
$Crit3$	g_X	Troisième critère associé à la captation lumineuse
$Crit_{ANN}$	-	Critère d'optimisation de la phase d'apprentissage profond
c_t	-	Etat cellulaire dans la cellule LSTM
c_{t-1}	-	Etat cellulaire précédent dans la cellule LSTM
D	h^{-1}	Taux de dilution
D_{17h}	h^{-1}	Taux de dilution de la stratégie semi-continue à 17h00
D_{const}	h^{-1}	Taux de dilution de la stratégie constante
D_{day}	$jour^{-1}$	Taux de dilution quotidien
D_h	m	Diamètre hydraulique pour le PBR assimilé à un canal
D_{heat}	$m^3.s^{-1}$	Débit de l'eau chaude
D_{MPC}	h^{-1}	Taux de dilution de la stratégie MPC
DHI	$W.m^{-2}$	Irradiance solaire diffuse
DNI	$W.m^{-2}$	Irradiance solaire directe
DP	-	Itération à laquelle le taux d'apprentissage décroît
DR	-	Facteur de décroissance du taux d'apprentissage appliqué à l'itération DP

E_a	$m^2.kg_X^{-1}$	Coefficient massique d'absorption
E_s	$m^2.kg_X^{-1}$	Coefficient massique de diffusion
e_{cm}	cm	Epaisseur de culture du photobioréacteur
e_{cover}	m	Epaisseur de la paroi optique
E_{cult}	$MJ.jour^{-1}$	Ressource énergétique associée au PBR sur la phase de culture
EL	rad	Longitude écliptique
ER	rad	Réduction à l'équateur
E_s	$m^2.kg_X^{-1}$	Coefficient massique d'absorption
e_{sol}	rad	Angle d'élévation du Soleil
$E_{v,med}$	$MJ.m_{water}^{-3}$	Energie volumique associée au renouvellement du milieu
F	$L.s^{-1}$	Flux de renouvellement du milieu
f_{dark}	-	Fraction sombre
F_{ev}	-	Intensité de l'évènement météorologique
F_{in}	$L.s^{-1}$	Flux volumique de milieu nutritif frais ajouté dans le système
F_{out}	$L.s^{-1}$	Flux volumique de prélèvement en sortie du système
f_t	-	Sortie de la porte d'oubli
G	$\mu mol_{hv}.m^{-2}.s^{-1}$	Irradiance/quantité de lumière reçue
G_0	$\mu mol_{hv}.m^{-2}.s^{-1}$	Irradiance à la surface éclairée
G_S	$g_X.L^{-1}.s^{-1}$	Gain statique
G_{col}	$\mu mol_{hv}.m^{-2}.s^{-1}$	Part collimatée de l'irradiance
G_{dif}	$\mu mol_{hv}.m^{-2}.s^{-1}$	Part diffuse de l'irradiance
G_{ET}	$W.m^{-2}$	Flux de lumière d'origine extraterrestre
GHI	$W.m^{-2}$	Irradiance solaire globale
G_{lim}	-	Seuil du gradient avant écrêtage dans l'apprentissage profond
G_{SC}	$W.m^{-2}$	Constante solaire
h_{cm}	m	Hauteur du milieu de culture
$h_{conv,amb}$	$W.m^{-2}.K^{-1}$	Coefficient de l'air ambiant
$h_{conv,water}$	$W.m^{-2}.K^{-1}$	Coefficient de convection de l'eau à 25 °C
h_{ev}	h	Heure d'apparition de l'évènement météorologique
$h_{sunrise}$	h	Heure du lever de Soleil
h_{sunset}	h	Heure du coucher du Soleil
I	$\mu mol_{hv}.m^{-2}.s^{-1}$	Intensité lumineuse
I^-	$\mu mol_{hv}.m^{-2}.s^{-1}$	Intensité lumineuse reçue dans le sens opposé
I^+	$\mu mol_{hv}.m^{-2}.s^{-1}$	Intensité lumineuse reçue dans le sens direct
i_t	-	Sortie de la porte d'entrée
J_{NADH_2}	$mol_{NADH_2}.kg_X^{-1}.s^{-1}$	Taux spécifique de NADH ₂
J_{O_2}	$mol_{O_2}.kg_X^{-1}.s^{-1}$	Taux net d'évolution d'oxygène
K	$\mu mol_{hv}.kg_X^{-1}.s^{-1}$	Constante de demi-saturation de la photosynthèse
$k_{clarity}$	-	Indice de clarté du modèle de ciel clair atténué
K_R	$\mu mol_{hv}.kg_X^{-1}.s^{-1}$	Constante de respiration à la lumière

$L2$	-	Fonction de "coût" de la phase d'apprentissage profond
LR_0	-	Valeur initiale du taux d'apprentissage
LT	h	Heure locale
m_{cf}	g	Masse de la tare pour la mesure des matières sèches
m_{tot}	g	Masse totale pour la mesure des matières sèches
m_v	g	Masse du volume prélevé pour la mesure des matières sèches
MA	rad	Anomalie moyenne
M_X	$kg_X \cdot mol_X^{-1}$	Masse C-molaire de la biomasse
N_{data}	-	Nombre d'observations pour la phase d'apprentissage profond
n_{day}	-	Numéro du jour de l'année
n_{MAE}	-	Erreur MAE normalisée
n_{MBE}	-	Erreur MBE normalisée
N_{noise}	-	Bruit généré
n_{RMSE}	-	Erreur RMSE normalisée
Nu	-	Nombre de Nusselt
N_w	-	Nombre de poids du réseau neuronal
o_t	-	Sortie de la porte de sortie de la cellule LSTM
P_{CO_2}	$kg_{CO_2} \cdot kWh^{-1}$	Emissions de carbone par unité d'énergie
P_{max}		Valeur maximale des paramètres lumineux simulés en sinusoïdes
P_X	$kg_X \cdot jour^{-1}$	Quantité de biomasse produite
$p_{X,light}$	$g_X \cdot mol_{hv}^{-1}$	Paramètre de quantification des performances de la stratégie de contrôle
q_0	$\mu mol_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$	Densité de flux totale
$q_{0,max}$	$\mu mol_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$	Densité de flux maximale au point culminant d'une journée
$q_{0,tot}$	$mol_{hv} \cdot m^{-2}$	Densité de flux totale intégrée sur un jour
q_1	$\mu mol_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$	Densité de flux de photons du profil de référence
q_2	$\mu mol_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$	Densité de flux de photons du profil opposé
Q_A	$L \cdot h^{-1}$	Débit fixe
q_{col}	$\mu mol_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$	Densité de flux solaire collimaté
$q_{col,pred}$	$\mu mol_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$	Prédiction typique des flux solaires collimatés
q_{col}/q_{dif}	-	Facteur de couverture nuageuse
$Q_{conv,back/amb}$	W	Flux perdu par la face arrière
$Q_{conv,cover/amb}$	W	Flux perdu par la paroi optique
$Q_{conv,cover/cm}$	W	Flux convectif émis par la paroi optique vers le milieu de culture
q_{dif}	$\mu mol_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$	Densité de flux solaire diffus
$q_{dif,pred}$	$\mu mol_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$	Prédiction typique des flux solaires diffus
Q_{feed}	W	Flux reçu par ajout de milieu frais dans la culture lors d'une dilution

$Q_{rad,cm}$	W	Flux de rayonnement reçu par le milieu de culture
$Q_{rad,cover}$	W	Flux de rayonnement reçu par la paroi optique
$Q_{reg,T}$	W	Flux reçu par le processus de régulation thermique
$Q_{s,cool}$	$W.m^{-2}$	Puissance de refroidissement
$Q_{s,heat}$	$W.m^{-2}$	Puissance de chauffage
$Q_{sol,cm}$	W	Flux reçu par le milieu de culture
$Q_{sol,cover}$	W	Flux reçu par la paroi optique
$Q_{v,gas}$	$W.m^{-3}$	Puissance associée au bullage
R	$J.mol^{-1}.K^{-1}$	Constante universelle des gaz parfaits
R_{binom}	-	Nombre généré aléatoirement par distribution gaussienne centrée en 0
r_X	$g_X.L^{-1}.s^{-1}$	Vitesse de croissance locale
$\langle r_X \rangle$	$g_X.L^{-1}.s^{-1}$	Vitesse de croissance volumique
$r_{X\ dark}$	$g_X.L^{-1}.s^{-1}$	Vitesse de croissance dans le volume sombre
$r_{X\ light}$	$g_X.L^{-1}.s^{-1}$	Vitesse de croissance dans le volume illuminé
S_{back}	m^2	Surface de la face arrière du PBR
S_{ill}	m^2	Surface illuminée
S_{cover}	m^2	Surface de la paroi optique
S_{day}	sec	Nombre de seconde dans une journée
s_t	-	Sortie de la porte d'activation du candidat de la cellule LSTM
S_T	-	Sensibilité du modèle thermique
s_{wind}	$m.s^{-1}$	Vitesse du vent
S_X	-	Sensibilité du modèle de productivité
$S_{X,tot}$	$g_X.m^{-2}$	Production surfacique totale de biomasse
t	h	Temps
T_A	min	Temps en mode actif dans un cycle de régulation T.O.R.
T_{cm}	K	Température du milieu de culture
T_{cool}	K	Température de l'eau en circuit froid
T_{cover}	K	Température de la paroi optique
T_{CY}	min	Temps de cycle de renouvellement du milieu
t_{day}	h	Temps d'ensoleillement d'une journée
TE	rad	Equation du temps
T_{ext}	K	Température extérieure
T_{heat}	K	Température de l'eau chaude
T_{max}	K	Température maximale de croissance
T_{min}	K	Température minimale de croissance
$T_{opt,max}$	K	Seuil haut de la plage optimale de température
$T_{opt,min}$	K	Seuil bas de la plage optimale de température
T_s	$jour$	Période de temps des scénarios longs
t_s	min	Temps d'échantillonnage

T_{sky}	K	Température équivalente du ciel
TZ	h	Différence de temps avec l'UTC
V	L	Volume du système
V_{cm}	m^3	Volume de culture
$V_{cm,FP}$	L	Volume de culture dans le panneau incliné
V_{water}	$m^3_{water} \cdot day^{-1}$	Volume d'eau quotidien utilisé
W	-	Valeurs des poids du réseau neuronal
w_{pig}	-	Proportion totale des pigments
W_I	-	Poids d'entrée des portes de la cellule LSTM
W_R	-	Poids d'entrée des portes de la cellule LSTM
X	$g_X \cdot L^{-1}$	Concentration en biomasse
x		Valeur sous-estimée ou surestimée dans l'analyse de sensibilité
x_{ref}		Valeur de référence dans l'analyse de sensibilité
X_{sp}	$g_X \cdot L^{-1}$	Consigne turbidostatique
y_{meas}		Valeur mesurée
$\overline{y_{meas}}$		Valeur mesurée moyenne
y_{pred}		Valeur prédite
y_{ref}		Valeur de référence
z	cm	Profondeur en coordonnées rectangulaires
z_{comp}	cm	Épaisseur de compensation
α	-	Module linéaire de diffusion
α_{back}	-	Absorptivité de la face arrière du PBR
α_{cm}	-	Absorptivité du milieu de culture
α_{cover}	-	Absorptivité de la paroi optique
β_{PBR}	rad	Angle d'inclinaison du PBR par rapport au sol
γ_{PBR}	rad	Angle d'orientation du PBR par rapport au nord
γ_{sol}	rad	Paramètre interne du modèle de déclinaison solaire
δ_{col}	m^{-1}	Coefficient d'extinction collimaté
δ_{dif}	m^{-1}	Coefficient d'extinction diffus
Δ_{lat}	rad	Latitude du lieu considéré
Δ_{lon}	rad	Longitude du lieu considéré
δ_{sol}	rad	Déclinaison solaire
ϵ_{back}	-	Emissivité de la face arrière du PBR
ϵ_{cover}	-	Emissivité de la paroi optique
ϵ_{ground}	-	Emissivité du sol
θ	rad	Angle d'incidence des rayons solaires à la normale de la surface du PBR
λ	nm	Longueur d'onde de la lumière
λ_L	s^{-1}	Constante de réglage de la stratégie de contrôle linéarisant
λ_{ANN}	-	Poids de régularisation de la phase d'apprentissage profond

λ_{water}	$W.m^{-1}.K^{-1}$	Conductivité thermique de l'eau
μ	s^{-1}	Taux spécifique de croissance à l'échelle locale
$\langle \mu \rangle$	s^{-1}	Taux spécifique de croissance à l'échelle volumique
$\langle \mu \rangle'$	s^{-1}	Taux spécifique de croissance adapté aux conditions solaires
$\nu_{CO_2-O_2}$	$mol_{CO_2}.mol_{O_2}^{-1}$	Coefficient stœchiométrique de conversion de CO ₂ en oxygène
$\nu_{NADH_2-O_2}$	$mol_{NADH_2}.mol_{O_2}^{-1}$	Coefficient stœchiométrique de conversion de NADH ₂ en oxygène
ν_{O_2-X}	$mol_{O_2}.mol_X^{-1}$	Coefficient stœchiométrique de conversion de l'oxygène en biomasse
ρ_{cm}	$kg.m^{-3}$	Densité du milieu de culture
ρ_{cover}	$kg.m^{-3}$	Densité de la paroi optique
ρ_m	-	Rendement maximal de conversion des photons en biomasse
ρ_{water}	$kg.m^{-3}$	Densité de l'eau et du milieu de culture
σ		Ecart-type normalisé
σ_a	-	Fonction d'activation sigmoïde
σ_{Stefan}	$W.m^{-2}.K^{-4}$	Constante de Stefan-Boltzmann
τ	h	Horizon de prédiction
τ_a	-	Fonction d'activation tangente hyperbolique
τ_{res}	s	Temps de résidence des cellules dans le milieu
τ_{cover}	-	Transmittivité de la paroi optique
ϕ'	$mol_{hv}.mol_{O_2}^{-1}$	Rendement quantique molaire de l'oxygène
ϕ_i	-	Pénalité traduisant l'inhibition de croissance causée par le stress en hautes lumières
ϕ_T	-	Pénalité liée à l'effet de la température sur la croissance
ω_{sol}	rad	Angle horaire

REFERENCES

- [1] M. T. Boykoff, “We speak for the trees: Media reporting on the environment,” *Annu. Rev. Environ. Resour.*, vol. 34, no. 1, pp. 431–457, Nov. 2009, doi: 10.1146/annurev.enviro.051308.084254.
- [2] V. Hase, D. Mahl, M. S. Schäfer, and T. R. Keller, “Climate change in news media across the globe: An automated analysis of issue attention and themes in climate change coverage in 10 countries (2006–2018),” *Global Environmental Change*, vol. 70, p. 102353, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.gloenvcha.2021.102353.
- [3] K. J. Quesnel and N. K. Ajami, “Changes in water consumption linked to heavy news media coverage of extreme climatic events,” *Sci. Adv.*, vol. 3, no. 10, p. e1700784, Oct. 2017, doi: 10.1126/sciadv.1700784.
- [4] J. A. Baguia, “The Media and Social Problems,” in *The Palgrave Handbook of Global Social Problems*, Cham: Springer International Publishing, 2023, pp. 1–18. doi: 10.1007/978-3-030-68127-2_231-1.
- [5] S. Shafiee and E. Topal, “When will fossil fuel reserves be diminished?,” *Energy Policy*, vol. 37, no. 1, pp. 181–189, Jan. 2009, doi: 10.1016/j.enpol.2008.08.016.
- [6] Al. Valero and A. Valero, “A prediction of the exergy loss of the world’s mineral reserves in the 21st century,” *Energy*, vol. 36, no. 4, pp. 1848–1854, Apr. 2011, doi: 10.1016/j.energy.2010.02.041.
- [7] J. A. Duro, “Intercountry inequality on greenhouse gas emissions and world levels: An integrated analysis through general distributive sustainability indexes,” *Ecological Indicators*, vol. 66, pp. 173–179, Jul. 2016, doi: 10.1016/j.ecolind.2016.01.026.
- [8] Y. Wu, Q. Zhu, and B. Zhu, “Decoupling analysis of world economic growth and CO2 emissions: A study comparing developed and developing countries,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 190, pp. 94–103, Jul. 2018, doi: 10.1016/j.jclepro.2018.04.139.
- [9] G. Ortega-Ruiz, A. Mena-Nieto, A. A. Golpe, and J. E. García-Ramos, “CO2 emissions and causal relationships in the six largest world emitters,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 162, p. 112435, Jul. 2022, doi: 10.1016/j.rser.2022.112435.
- [10] M. Brennan, J. Rondón-Sulbarán, L. P. Sabogal-Paz, P. Fernandez-Ibañez, and A. Galdos-Balzategui, “Conceptualising global water challenges: A transdisciplinary approach for understanding different discourses in sustainable development,” *Journal of Environmental Management*, vol. 298, p. 113361, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.jenvman.2021.113361.
- [11] M. Grzegorzec, K. Wartalska, and B. Kaźmierczak, “Review of water treatment methods with a focus on energy consumption,” *International Communications in Heat and Mass Transfer*, vol. 143, p. 106674, Apr. 2023, doi: 10.1016/j.icheatmasstransfer.2023.106674.
- [12] K. Ortegón, L. F. Nies, and J. W. Sutherland, “Preparing for end of service life of wind turbines,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 39, pp. 191–199, Jan. 2013, doi: 10.1016/j.jclepro.2012.08.022.
- [13] B. Seo, J. Y. Kim, and J. Chung, “Overview of global status and challenges for end-of-life crystalline silicon photovoltaic panels: A focus on environmental impacts,” *Waste Management*, vol. 128, pp. 45–54, Jun. 2021, doi: 10.1016/j.wasman.2021.04.045.
- [14] V. Gitis and N. Hankins, “Water treatment chemicals: Trends and challenges,” *Journal of Water Process Engineering*, vol. 25, pp. 34–38, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.jwpe.2018.06.003.
- [15] T. T. Le, A. Ferraris, and B. K. Dhar, “The contribution of circular economy practices on the resilience of production systems: Eco-innovation and cleaner production’s mediation role for

- sustainable development,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 424, p. 138806, Oct. 2023, doi: 10.1016/j.jclepro.2023.138806.
- [16] M. Skare, B. Gavurova, and V. Kovac, “Investigation of selected key indicators of circular economy for implementation processes in sectorial dimensions,” *Journal of Innovation & Knowledge*, vol. 8, no. 4, p. 100421, Oct. 2023, doi: 10.1016/j.jik.2023.100421.
- [17] S. Tiwari, K. Si Mohammed, G. Mentel, S. Majewski, and I. Shahzadi, “Role of circular economy, energy transition, environmental policy stringency, and supply chain pressure on CO₂ emissions in emerging economies,” *Geoscience Frontiers*, p. 101682, Jul. 2023, doi: 10.1016/j.gsf.2023.101682.
- [18] G. C. Dismukes, V. V. Klimov, S. V. Baranov, Yu. N. Kozlov, J. DasGupta, and A. Tyryshkin, “The origin of atmospheric oxygen on Earth: The innovation of oxygenic photosynthesis,” *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.*, vol. 98, no. 5, pp. 2170–2175, Feb. 2001, doi: 10.1073/pnas.061514798.
- [19] S. S. Oncel, “Microalgae for a macroenergy world,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 26, pp. 241–264, Oct. 2013, doi: 10.1016/j.rser.2013.05.059.
- [20] B. Zhao and Y. Su, “Macro assessment of microalgae-based CO₂ sequestration: Environmental and energy effects,” *Algal Research*, vol. 51, p. 102066, Oct. 2020, doi: 10.1016/j.algal.2020.102066.
- [21] R. Prasad *et al.*, “Role of microalgae in global CO₂ sequestration: Physiological mechanism, recent development, challenges, and future prospective,” *Sustainability*, vol. 13, no. 23, p. 13061, Nov. 2021, doi: 10.3390/su132313061.
- [22] R. Sharma, A. Mishra, D. Pant, and P. Malaviya, “Recent advances in microalgae-based remediation of industrial and non-industrial wastewaters with simultaneous recovery of value-added products,” *Bioresour. Technology*, vol. 344, p. 126129, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.biortech.2021.126129.
- [23] G. Wu *et al.*, “Net zero emission in circular bioeconomy from microalgae biochar production: A renewed possibility,” *Bioresour. Technology*, vol. 388, p. 129748, Nov. 2023, doi: 10.1016/j.biortech.2023.129748.
- [24] J. Rumin, E. Nicolau, R. Gonçalves de Oliveira Junior, C. Fuentes-Grünwald, K. J. Flynn, and L. Picot, “A bibliometric analysis of microalgae research in the world, Europe, and the European Atlantic area,” *Marine Drugs*, vol. 18, no. 2, p. 79, Jan. 2020, doi: 10.3390/md18020079.
- [25] A. Kusmayadi, Y. K. Leong, H.-W. Yen, C.-Y. Huang, and J.-S. Chang, “Microalgae as sustainable food and feed sources for animals and humans – Biotechnological and environmental aspects,” *Chemosphere*, vol. 271, p. 129800, May 2021, doi: 10.1016/j.chemosphere.2021.129800.
- [26] I. Saadaoui *et al.*, “Microalgal-based feed: promising alternative feedstocks for livestock and poultry production,” *J Animal Sci Biotechnol*, vol. 12, no. 1, p. 76, Dec. 2021, doi: 10.1186/s40104-021-00593-z.
- [27] W. Becker, “Microalgae in human and animal nutrition,” in *Handbook of Microalgal Culture*, A. Richmond, Ed., Oxford, UK: Blackwell Publishing Ltd, 2003, pp. 312–351. doi: 10.1002/9780470995280.ch18.
- [28] C. V. T. Do *et al.*, “Microalgae and bioremediation of domestic wastewater,” *Current Opinion in Green and Sustainable Chemistry*, vol. 34, p. 100595, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.cogsc.2022.100595.
- [29] X. You, L. Yang, X. Zhou, and Y. Zhang, “Sustainability and carbon neutrality trends for microalgae-based wastewater treatment: A review,” *Environmental Research*, vol. 209, p. 112860, Jun. 2022, doi: 10.1016/j.envres.2022.112860.
- [30] J. Nie *et al.*, “Bioremediation of water containing pesticides by microalgae: Mechanisms, methods, and prospects for future research,” *Science of The Total Environment*, vol. 707, p. 136080, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.scitotenv.2019.136080.
- [31] A. Ahmad, F. Banat, and H. Taher, “Microalgae for bioremediation of pesticides: Overview, challenges, and future trends,” in *Algal biotechnology: integrated algal engineering for bioenergy, bioremediation, and biomedical applications*, 2022. Accessed: May 16, 2022. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/book/9780323904766>

- [32] F. Alam, S. Mobin, and H. Chowdhury, "Third generation biofuel from algae," *Procedia Engineering*, vol. 105, pp. 763–768, 2015, doi: 10.1016/j.proeng.2015.05.068.
- [33] J. Chen *et al.*, "The potential of microalgae in biodiesel production," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 90, pp. 336–346, Jul. 2018, doi: 10.1016/j.rser.2018.03.073.
- [34] N. Mallick, S. Mandal, A. K. Singh, M. Bishai, and A. Dash, "Green microalga *Chlorella vulgaris* as a potential feedstock for biodiesel," *J. Chem. Technol. Biotechnol.*, vol. 87, no. 1, pp. 137–145, Jan. 2012, doi: 10.1002/jctb.2694.
- [35] Y. Chisti, "Biodiesel from microalgae," *Biotechnology Advances*, vol. 25, no. 3, pp. 294–306, May 2007, doi: 10.1016/j.biotechadv.2007.02.001.
- [36] Z. Yin *et al.*, "A comprehensive review on cultivation and harvesting of microalgae for biodiesel production: Environmental pollution control and future directions," *Bioresource Technology*, vol. 301, p. 122804, Apr. 2020, doi: 10.1016/j.biortech.2020.122804.
- [37] K.-Y. Show, Y. Yan, C. Zong, N. Guo, J.-S. Chang, and D.-J. Lee, "State of the art and challenges of biohydrogen from microalgae," *Bioresource Technology*, vol. 289, p. 121747, Oct. 2019, doi: 10.1016/j.biortech.2019.121747.
- [38] R. Madadi, H. Maljaee, L. S. Serafim, and S. P. M. Ventura, "Microalgae as contributors to produce biopolymers," *Marine Drugs*, vol. 19, no. 8, p. 466, Aug. 2021, doi: 10.3390/md19080466.
- [39] M. A. Furmaniak, A. E. Misztak, M. D. Franczuk, A. Wilmotte, M. Waleron, and K. F. Waleron, "Edible cyanobacterial genus *Arthrospira*: Actual state of the art in cultivation methods, genetics, and application in medicine," *Front. Microbiol.*, vol. 8, p. 2541, Dec. 2017, doi: 10.3389/fmicb.2017.02541.
- [40] Ç. Yarkent, C. Gürlek, and S. S. Oncel, "Potential of microalgal compounds in trending natural cosmetics: A review," *Sustainable Chemistry and Pharmacy*, vol. 17, p. 100304, Sep. 2020, doi: 10.1016/j.scp.2020.100304.
- [41] Y. Torres-Tiji, F. J. Fields, and S. P. Mayfield, "Microalgae as a future food source," *Biotechnology Advances*, vol. 41, p. 107536, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.biotechadv.2020.107536.
- [42] R. Shaikh, A. Rizvi, S. Pandit, N. Desai, and R. Patil, "Microalgae: Classification, bioactives, medicinal properties, industrial applications, and future perspectives," in *An Integration of Phycoremediation Processes in Wastewater Treatment*, Elsevier, 2022, pp. 451–486. doi: 10.1016/B978-0-12-823499-0.00004-3.
- [43] E. Jacob-Lopes, M. M. Maroneze, M. C. Deprá, R. B. Sartori, R. R. Dias, and L. Q. Zepka, "Bioactive food compounds from microalgae: an innovative framework on industrial biorefineries," *Current Opinion in Food Science*, vol. 25, pp. 1–7, Feb. 2019, doi: 10.1016/j.cofs.2018.12.003.
- [44] M. A. Borowitzka, "High-value products from microalgae—their development and commercialisation," *J Appl Phycol*, vol. 25, no. 3, pp. 743–756, Jun. 2013, doi: 10.1007/s10811-013-9983-9.
- [45] M. Huang, X. Xin, H. Shi, Y. Lin, H. Ling, and J. Ge, "Identification of six novel microalgal strains and characterization of their potential for development of high-value compounds," *South African Journal of Botany*, vol. 147, pp. 1–7, Jul. 2022, doi: 10.1016/j.sajb.2021.12.007.
- [46] "World energy outlook 2018," International Energy Agency, 2018.
- [47] J. A. V. Costa, G. A. Linde, D. I. P. Atala, G. M. Mibielli, and R. T. Krüger, "Modelling of growth conditions for cyanobacterium *Spirulina platensis* in microcosms," *World Journal of Microbiology and Biotechnology*, vol. 16, no. 1, pp. 15–18, 2000, doi: 10.1023/A:1008992826344.
- [48] N. M. Langley, S. T. L. Harrison, and R. P. Van Hille, "A critical evaluation of CO₂ supplementation to algal systems by direct injection," *Biochemical Engineering Journal*, vol. 68, pp. 70–75, Oct. 2012, doi: 10.1016/j.bej.2012.07.013.
- [49] J. F. Sanz Requena *et al.*, "Life Cycle Assessment (LCA) of the biofuel production process from sunflower oil, rapeseed oil and soybean oil," *Fuel Processing Technology*, vol. 92, no. 2, pp. 190–199, Feb. 2011, doi: 10.1016/j.fuproc.2010.03.004.

- [50] R. Sirohi *et al.*, “Design and applications of photobioreactors- a review,” *Bioresource Technology*, vol. 349, p. 126858, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.biortech.2022.126858.
- [51] F. Le Borgne, “Développement d’un photobioréacteur solaire intensifié en vue de la production à grande échelle de biomasse microalgale,” Thèse de doctorat, Université de Nantes, 2011.
- [52] A. Lucchetti, “Modélisation et conception d’un système de culture de microalgues,” Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2014.
- [53] European Commission. Joint Research Centre., *Brief on algae biomass production*. LU: Publications Office, 2019. Accessed: Mar. 12, 2022. [Online]. Available: <https://data.europa.eu/doi/10.2760/402819>
- [54] R. Araújo *et al.*, “Current status of the algae production industry in Europe: An emerging sector of the blue bioeconomy,” *Front. Mar. Sci.*, vol. 7, p. 626389, Jan. 2021, doi: 10.3389/fmars.2020.626389.
- [55] C. Garofalo, A. Norici, L. Mollo, A. Osimani, and L. Aquilanti, “Fermentation of microalgal biomass for innovative food production,” *Microorganisms*, vol. 10, no. 10, p. 2069, Oct. 2022, doi: 10.3390/microorganisms10102069.
- [56] A. Barros, H. Pereira, J. Campos, A. Marques, J. Varela, and J. Silva, “Heterotrophy as a tool to overcome the long and costly autotrophic scale-up process for large scale production of microalgae,” *Sci Rep*, vol. 9, no. 1, p. 13935, Dec. 2019, doi: 10.1038/s41598-019-50206-z.
- [57] L. Shizen, *Pen Ts’ao Kang Mu (Chinese pharmaceutical compendium)*. 1593.
- [58] H. Cortés, *Cartas y relaciones de Hernán Cortés al Emperador Carlos V*, Alicante: Biblioteca Virtual Miguel de Cervantes. 2019.
- [59] C. Batello, M. Marzot, A. H. Touré, and P. E. Kenmore, *The future is an ancient lake: traditional knowledge, biodiversity, and genetic resources for food and agriculture in Lake Chad Basin ecosystems*. Rome, Italy: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2004.
- [60] P. J. le B. Williams and L. M. L. Laurens, “Microalgae as biodiesel & biomass feedstocks: Review & analysis of the biochemistry, energetics & economics,” *Energy Environ. Sci.*, vol. 3, no. 5, p. 554, 2010, doi: 10.1039/b924978h.
- [61] T. de Marchin, M. Erpicum, and F. Franck, “Photosynthesis of *Scenedesmus obliquus* in outdoor open thin-layer cascade system in high and low CO₂ in Belgium,” *Journal of Biotechnology*, vol. 215, pp. 2–12, Dec. 2015, doi: 10.1016/j.jbiotec.2015.06.429.
- [62] K. W. Chew, S. R. Chia, P. L. Show, Y. J. Yap, T. C. Ling, and J.-S. Chang, “Effects of water culture medium, cultivation systems and growth modes for microalgae cultivation: A review,” *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers*, vol. 91, pp. 332–344, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.jtice.2018.05.039.
- [63] C. Ramírez-López, H. V. Perales-Vela, and L. Fernández-Linares, “Biomass and lipid production from *Chlorella vulgaris* UTEX 26 cultivated in 2 m³ raceway ponds under semicontinuous mode during the spring season,” *Bioresource Technology*, vol. 274, pp. 252–260, Feb. 2019, doi: 10.1016/j.biortech.2018.11.096.
- [64] K. H. Ryu, J. Y. Lee, S. Heo, and J. H. Lee, “Improved microalgae production by using a heat supplied open raceway pond,” *Ind. Eng. Chem. Res.*, vol. 58, no. 21, pp. 9099–9108, May 2019, doi: 10.1021/acs.iecr.9b00986.
- [65] B. Zhu *et al.*, “Large-scale cultivation of spirulina for biological CO₂ mitigation in open raceway ponds using purified CO₂ from a coal chemical flue gas,” *Front. Bioeng. Biotechnol.*, vol. 7, p. 441, Jan. 2020, doi: 10.3389/fbioe.2019.00441.
- [66] J. Pruvost, F. Le Borgne, A. Artu, and J. Legrand, “Development of a thin-film solar photobioreactor with high biomass volumetric productivity (AlgoFilm©) based on process intensification principles,” *Algal Research*, vol. 21, pp. 120–137, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.algal.2016.10.012.

- [67] J. H. De Vree, R. Bosma, M. Janssen, M. J. Barbosa, and R. H. Wijffels, "Comparison of four outdoor pilot-scale photobioreactors," *Biotechnol Biofuels*, vol. 8, no. 1, p. 215, Dec. 2015, doi: 10.1186/s13068-015-0400-2.
- [68] D. Özçimen, B. İnan, A. T. Koçer, and M. Vehapi, "Bioeconomic assessment of microalgal production," in *Microalgal Biotechnology*, E. Jacob-Lopes, L. Q. Zepka, and M. I. Queiroz, Eds., InTech, 2018. doi: 10.5772/intechopen.73702.
- [69] F. G. A. Fernández, A. Reis, R. H. Wijffels, M. Barbosa, V. Verdelho, and B. Llamas, "The role of microalgae in the bioeconomy," *New Biotechnology*, vol. 61, pp. 99–107, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.nbt.2020.11.011.
- [70] M. Chen, Y. Chen, and Q. Zhang, "A review of energy consumption in the acquisition of bio-feedstock for microalgae biofuel production," *Sustainability*, vol. 13, no. 16, p. 8873, Aug. 2021, doi: 10.3390/su13168873.
- [71] A. C. Apel and D. Weuster-Botz, "Engineering solutions for open microalgae mass cultivation and realistic indoor simulation of outdoor environments," *Bioprocess Biosyst Eng*, vol. 38, no. 6, pp. 995–1008, Jun. 2015, doi: 10.1007/s00449-015-1363-1.
- [72] P. Erbland, S. Caron, M. Peterson, and A. Alyokhin, "Design and performance of a low-cost, automated, large-scale photobioreactor for microalgae production," *Aquacultural Engineering*, vol. 90, p. 102103, Aug. 2020, doi: 10.1016/j.aquaeng.2020.102103.
- [73] J. R. Malinowski, D. L. Laval-Martin, and L. N. Edmunds, "Circadian oscillators, cell cycles, and singularities: light perturbations of the free-running rhythm of cell division in *Euglena*," *J Comp Physiol B*, vol. 155, no. 2, pp. 257–267, Mar. 1985, doi: 10.1007/BF00685221.
- [74] L. de Winter, "Circadian rhythms in microalgae production," PhD thesis, Wageningen University, 2015.
- [75] T. J. Erb and J. Zarzycki, "A short history of RubisCO: the rise and fall (?) of Nature's predominant CO₂ fixing enzyme," *Current Opinion in Biotechnology*, vol. 49, pp. 100–107, Feb. 2018, doi: 10.1016/j.copbio.2017.07.017.
- [76] G. Torzillo and A. Vonshak, "Environmental stress physiology with reference to mass cultures," in *Handbook of Microalgal Culture*, A. Richmond and Q. Hu, Eds., Oxford, UK: John Wiley & Sons, Ltd, 2013, pp. 90–113. doi: 10.1002/9781118567166.ch6.
- [77] J. Van Wageningen, T. W. Miller, S. Hobbs, P. Hook, B. Crowe, and M. Huesemann, "Effects of Light and Temperature on Fatty Acid Production in *Nannochloropsis Salina*," *Energies*, vol. 5, no. 3, pp. 731–740, Mar. 2012, doi: 10.3390/en5030731.
- [78] Y. Maltsev, K. Maltseva, M. Kulikovskiy, and S. Maltseva, "Influence of light conditions on microalgae growth and content of lipids, carotenoids, and fatty acid composition," *Biology*, vol. 10, no. 10, p. 1060, Oct. 2021, doi: 10.3390/biology10101060.
- [79] N. Mishra, S. M. Prasad, and N. Mishra, "Influence of High Light Intensity and Nitrate Deprivation on Growth and Biochemical Composition of the Marine Microalgae *Isochrysis galbana*," *Braz. arch. biol. technol.*, vol. 62, p. e19180398, 2019, doi: 10.1590/1678-4324-2019180398.
- [80] Y. Xu, I. Ibrahim, C. Wosu, A. Ben-Amotz, and P. Harvey, "Potential of New Isolates of *Dunaliella Salina* for Natural β -Carotene Production," *Biology*, vol. 7, no. 1, p. 14, Feb. 2018, doi: 10.3390/biology7010014.
- [81] H. Sun, W. Zhao, X. Mao, Y. Li, T. Wu, and F. Chen, "High-value biomass from microalgae production platforms: strategies and progress based on carbon metabolism and energy conversion," *Biotechnol Biofuels*, vol. 11, no. 1, p. 227, Dec. 2018, doi: 10.1186/s13068-018-1225-6.
- [82] A. Melis, "Solar energy conversion efficiencies in photosynthesis: Minimizing the chlorophyll antennae to maximize efficiency," *Plant Science*, vol. 177, no. 4, pp. 272–280, Oct. 2009, doi: 10.1016/j.plantsci.2009.06.005.

- [83] W. Shockley and H. J. Queisser, "Detailed balance limit of efficiency of p-n junction solar cells," *Journal of Applied Physics*, vol. 32, no. 3, pp. 510–519, Mar. 1961, doi: 10.1063/1.1736034.
- [84] H. Claustre, P. Kerhervé, J.-C. Marty, and L. Prieur, "Phytoplankton photoadaptation related to some frontal physical processes," *Journal of Marine Systems*, vol. 5, no. 3–5, pp. 251–265, Aug. 1994, doi: 10.1016/0924-7963(94)90050-7.
- [85] T. De Mooij, Z. R. Nejad, L. Van Buren, R. H. Wijffels, and M. Janssen, "Effect of photoacclimation on microalgae mass culture productivity," *Algal Research*, vol. 22, pp. 56–67, Mar. 2017, doi: 10.1016/j.algal.2016.12.007.
- [86] B. B. Prézelin, M. M. Tilzer, O. Schofield, and C. Haese, "The control of the production process of phytoplankton by the physical structure of the aquatic environment with special reference to its optical properties," *Aquatic Science*, vol. 53, no. 2–3, pp. 136–186, 1991, doi: 10.1007/BF00877058.
- [87] E. Bünning and I. Moser, "Interference of moonlight with the photoperiodic measurement of time by plants, and their adaptive reaction," *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.*, vol. 62, no. 4, pp. 1018–1022, Apr. 1969, doi: 10.1073/pnas.62.4.1018.
- [88] S. J. Edmundson and M. H. Huesemann, "The dark side of algae cultivation: Characterizing night biomass loss in three photosynthetic algae, *Chlorella sorokiniana*, *Nannochloropsis salina* and *Picochlorum* sp.," *Algal Research*, vol. 12, pp. 470–476, Nov. 2015, doi: 10.1016/j.algal.2015.10.012.
- [89] N. Murata, S. Takahashi, Y. Nishiyama, and S. I. Allakhverdiev, "Photoinhibition of photosystem II under environmental stress," *Biochimica et Biophysica Acta (BBA) - Bioenergetics*, vol. 1767, no. 6, pp. 414–421, Jun. 2007, doi: 10.1016/j.bbabi.2006.11.019.
- [90] Y. Nishiyama, "Oxidative stress inhibits the repair of photodamage to the photosynthetic machinery," *The EMBO Journal*, vol. 20, no. 20, pp. 5587–5594, Oct. 2001, doi: 10.1093/emboj/20.20.5587.
- [91] S. Lage and F. G. Gentili, "Chemical composition and species identification of microalgal biomass grown at pilot-scale with municipal wastewater and CO₂ from flue gases," *Chemosphere*, vol. 313, p. 137344, Feb. 2023, doi: 10.1016/j.chemosphere.2022.137344.
- [92] B. F. Silva *et al.*, "Analysis of some chemical elements in marine microalgae for biodiesel production and other uses," *Algal Research*, vol. 9, pp. 312–321, May 2015, doi: 10.1016/j.algal.2015.04.010.
- [93] C. Wang, H. Li, Q. Wang, and P. Wei, "Effect of pH on growth and lipid content of *Chlorella vulgaris* cultured in biogas slurry," *Chinese Journal of Biotechnology*, vol. 26, no. 8, pp. 1074–1079, 2010.
- [94] A. Josephine, T. S. Kumar, B. Surendran, S. Rajakumar, R. Kirubakaran, and G. Dharani, "Evaluating the effect of various environmental factors on the growth of the marine microalgae, *Chlorella vulgaris*," *Front. Mar. Sci.*, vol. 9, p. 954622, Aug. 2022, doi: 10.3389/fmars.2022.954622.
- [95] Z. Li *et al.*, "Effects of culture conditions on the performance of *Arthrospira platensis* and Its production of exopolysaccharides," *Foods*, vol. 11, no. 14, p. 2020, Jul. 2022, doi: 10.3390/foods11142020.
- [96] R. Serra-Maia, O. Bernard, A. Gonçalves, S. Bensalem, and F. Lopes, "Influence of temperature on *Chlorella vulgaris* growth and mortality rates in a photobioreactor," *Algal Research*, vol. 18, pp. 352–359, Sep. 2016, doi: 10.1016/j.algal.2016.06.016.
- [97] N. Suzuki and R. Mittler, "Reactive oxygen species and temperature stresses: A delicate balance between signaling and destruction," *Physiol Plant*, vol. 126, no. 1, pp. 45–51, Jan. 2006, doi: 10.1111/j.0031-9317.2005.00582.x.
- [98] D. Hillel, *Soil and water: physical principles and processes*. Academic Press, 1973.
- [99] N. Saini, K. Pal, Sujata, B. Deepak, and S. Mona, "Thermophilic algae: A new prospect towards environmental sustainability," *Journal of Cleaner Production*, vol. 324, p. 129277, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.jclepro.2021.129277.

- [100] A. Kazbar *et al.*, “Effect of dissolved oxygen concentration on microalgal culture in photobioreactors,” *Algal Research*, vol. 39, p. 101432, May 2019, doi: 10.1016/j.algal.2019.101432.
- [101] C. Sousa, A. Compadre, M. H. Vermuë, and R. H. Wijffels, “Effect of oxygen at low and high light intensities on the growth of *Neochloris oleoabundans*,” *Algal Research*, vol. 2, no. 2, pp. 122–126, Mar. 2013, doi: 10.1016/j.algal.2013.01.007.
- [102] Q. Béchet, A. Shilton, and B. Guieysse, “Modeling the effects of light and temperature on algae growth: State of the art and critical assessment for productivity prediction during outdoor cultivation,” *Biotechnology Advances*, vol. 31, no. 8, pp. 1648–1663, Dec. 2013, doi: 10.1016/j.biotechadv.2013.08.014.
- [103] L. del C. García-Rodríguez *et al.*, “Mathematical modeling to estimate photosynthesis: A state of the art,” *Applied Sciences*, vol. 12, no. 11, p. 5537, May 2022, doi: 10.3390/app12115537.
- [104] P. Darvehei, P. A. Bahri, and N. R. Moheimani, “Model development for the growth of microalgae: A review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 97, pp. 233–258, Dec. 2018, doi: 10.1016/j.rser.2018.08.027.
- [105] J. Monod, “The growth of bacterial cultures,” *Annu. Rev. Microbiol.*, vol. 3, no. 1, pp. 371–394, Oct. 1949, doi: 10.1146/annurev.mi.03.100149.002103.
- [106] J. F. Andrews, “A mathematical model for the continuous culture of microorganisms utilizing inhibitory substrates,” *Biotechnol. Bioeng.*, vol. 10, no. 6, pp. 707–723, Nov. 1968, doi: 10.1002/bit.260100602.
- [107] Supriyanto *et al.*, “Artificial neural networks model for estimating growth of polyculture microalgae in an open raceway pond,” *Biosystems Engineering*, vol. 177, pp. 122–129, Jan. 2019, doi: 10.1016/j.biosystemseng.2018.10.002.
- [108] H. Yan, M. S. Wigmosta, N. Sun, M. H. Huesemann, and S. Gao, “Real-time ensemble microalgae growth forecasting with data assimilation,” *Biotech & Bioengineering*, vol. 118, no. 3, pp. 1419–1424, Mar. 2021, doi: 10.1002/bit.27663.
- [109] T. G. Mayerhöfer, S. Pahlow, and J. Popp, “The Bouguer-Beer-Lambert law: shining light on the obscure,” *ChemPhysChem*, vol. 21, no. 18, pp. 2029–2046, Sep. 2020, doi: 10.1002/cphc.202000464.
- [110] C.-G. Lee, “Calculation of light penetration depth in photobioreactors,” *Biotechnol. Bioprocess Eng.*, vol. 4, no. 1, pp. 78–81, Apr. 1999, doi: 10.1007/BF02931920.
- [111] A. Cordara *et al.*, “Analysis of the light intensity dependence of the growth of *Synechocystis* and of the light distribution in a photobioreactor energized by 635 nm light,” *PeerJ*, vol. 6, p. e5256, Jul. 2018, doi: 10.7717/peerj.5256.
- [112] I. Havlik, P. Lindner, T. Scheper, and K. F. Reardon, “On-line monitoring of large cultivations of microalgae and cyanobacteria,” *Trends in Biotechnology*, vol. 31, no. 7, pp. 406–414, Jul. 2013, doi: 10.1016/j.tibtech.2013.04.005.
- [113] A. S. Sarpal *et al.*, “NMR techniques for determination of lipid content in microalgal biomass and their use in monitoring the cultivation with biodiesel potential,” *Appl Microbiol Biotechnol.*, vol. 100, no. 5, pp. 2471–2485, Mar. 2016, doi: 10.1007/s00253-015-7140-x.
- [114] C. Lieutaud, A. Assaf, O. Gonçalves, G. Wielgosz-Collin, and G. Thouand, “Fast non-invasive monitoring of microalgal physiological stage in photobioreactors through Raman spectroscopy,” *Algal Research*, vol. 42, p. 101595, Sep. 2019, doi: 10.1016/j.algal.2019.101595.
- [115] M. J. Rodríguez-Torres, A. Morillas-España, J. L. Guzmán, and F. G. Ación, “Modelling and pH control in raceway and thin-layer photobioreactors for wastewater treatment,” *Energies*, vol. 14, no. 4, p. 1099, Feb. 2021, doi: 10.3390/en14041099.
- [116] B. Uyar and N. Kapucu, “Passive temperature control of an outdoor photobioreactor by phase change materials,” *J of Chemical Tech & Biotech*, vol. 90, no. 5, pp. 915–920, May 2015, doi: 10.1002/jctb.4398.

- [117] K. H. Mangi, Z. Larbi, J. Legrand, J. Pruvost, and E.-K. Si-Ahmed, "Passive thermal regulation approach for Algofilm © photobioreactor through phase change," *Chemical Engineering Research and Design*, vol. 168, pp. 411–425, Apr. 2021, doi: 10.1016/j.cherd.2021.02.013.
- [118] G. Becerra-Celis, "Proposition de stratégies de commande pour la culture de microalgue dans un photobioréacteur continu," Thèse de doctorat, Ecole Centrale Paris, 2009.
- [119] P. Masci, F. Grogard, and O. Bernard, "Microalgal biomass surface productivity optimization based on a photobioreactor model," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 43, no. 6, pp. 180–185, 2010, doi: 10.3182/20100707-3-BE-2012.0014.
- [120] S. Tebbani, F. Lopes, R. Filali, D. Dumur, and D. Pareau, "Nonlinear predictive control for maximization of CO₂ bio-fixation by microalgae in a photobioreactor," *Bioprocess Biosyst Eng*, vol. 37, no. 1, pp. 83–97, Jan. 2014, doi: 10.1007/s00449-013-0928-0.
- [121] S. Tebbani, F. Lopes, and G. Becerra Celis, "Nonlinear control of continuous cultures of *Porphyridium purpureum* in a photobioreactor," *Chemical Engineering Science*, vol. 123, pp. 207–219, Feb. 2015, doi: 10.1016/j.ces.2014.11.016.
- [122] S. Tebbani, M. Titica, C. Join, M. Fliess, and D. Dumur, "Model-based versus model-free control designs for improving microalgae growth in a closed photobioreactor: Some preliminary comparisons," in *2016 24th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, Athens, Greece: IEEE, Jun. 2016, pp. 683–688. doi: 10.1109/MED.2016.7535870.
- [123] G. A. Ifrim *et al.*, "Multivariable feedback linearizing control of *Chlamydomonas reinhardtii* photoautotrophic growth process in a torus photobioreactor," *Chemical Engineering Journal*, vol. 218, pp. 191–203, Feb. 2013, doi: 10.1016/j.cej.2012.11.133.
- [124] G. A. Ifrim, M. Titica, S. Deppe, B. Frahm, M. Barbu, and S. Caraman, "Multivariable control strategy for the photosynthetic cultures of microalgae," in *2019 23rd International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC)*, Sinaia, Romania: IEEE, Oct. 2019, pp. 218–223. doi: 10.1109/ICSTCC.2019.8886109.
- [125] O. A. Somefun, K. Akingbade, and F. Dahunsi, "The dilemma of PID tuning," *Annual Reviews in Control*, vol. 52, pp. 65–74, 2021, doi: 10.1016/j.arcontrol.2021.05.002.
- [126] J. Jang, A. M. Annaswamy, and E. Lavretsky, "Adaptive control of time-varying systems with gain-scheduling," in *2008 American Control Conference*, Seattle, WA: IEEE, Jun. 2008, pp. 3416–3421. doi: 10.1109/ACC.2008.4587021.
- [127] P. Antoinette and G. Ferreres, "Robust gain scheduling techniques for adaptive control," in *2009 European Control Conference (ECC)*, Budapest: IEEE, Aug. 2009, pp. 999–1004. doi: 10.23919/ECC.2009.7074535.
- [128] C. Madu, N. A. Folami, and Onoriode, "Adaptive control of a bioreactor using gain scheduling," *International Journal of Advances in Engineerin and Management*, vol. 4, no. 1, pp. 1–14, 2022.
- [129] S. Tebbani, M. Titica, G. Ifrim, and S. Caraman, "Control of the light-to-microalgae ratio in a photobioreactor," in *2014 18th International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC)*, Sinaia, Romania: IEEE, Oct. 2014, pp. 393–398. doi: 10.1109/ICSTCC.2014.6982448.
- [130] O. Bernard, "Hurdles and challenges for modelling and control of microalgae for CO₂ mitigation and biofuel production," *Journal of Process Control*, vol. 21, no. 10, pp. 1378–1389, Dec. 2011, doi: 10.1016/j.jprocont.2011.07.012.
- [131] S. Gao, H. Yan, N. Beirne, M. Wigmosta, and M. Huesemann, "Improving microalgal biomass productivity using weather-forecast-informed operations," *Cells*, vol. 11, no. 9, p. 1498, Apr. 2022, doi: 10.3390/cells11091498.
- [132] R. De-Luca, F. Bezzo, Q. Béchet, and O. Bernard, "Exploiting meteorological forecasts for the optimal operation of algal ponds," *Journal of Process Control*, vol. 55, pp. 55–65, Jul. 2017, doi: 10.1016/j.jprocont.2017.03.010.

- [133] R. De-Luca, F. Bezzo, Q. Béchet, and O. Bernard, “Meteorological data-based optimal control strategy for microalgae cultivation in open pond systems,” *Complexity*, vol. 2019, pp. 1–12, Jan. 2019, doi: 10.1155/2019/4363895.
- [134] G. A. de Andrade, M. Berenguel, J. L. Guzmán, D. J. Pagano, and F. G. Acien, “Optimization of biomass production in outdoor tubular photobioreactors,” *Journal of Process Control*, vol. 37, pp. 58–69, Jan. 2016, doi: 10.1016/j.jprocont.2015.10.001.
- [135] F. Grognaud, A. R. Akhmetzhanov, and O. Bernard, “Optimal strategies for biomass productivity maximization in a photobioreactor using natural light,” *Automatica*, vol. 50, no. 2, pp. 359–368, Feb. 2014, doi: 10.1016/j.automatica.2013.11.014.
- [136] H. Takache, J. Pruvost, and J.-F. Cornet, “Kinetic modeling of the photosynthetic growth of *Chlamydomonas reinhardtii* in a photobioreactor,” *Biotechnol Progress*, vol. 28, no. 3, pp. 681–692, May 2012, doi: 10.1002/btpr.1545.
- [137] A. Souliès *et al.*, “Investigation and modeling of the effects of light spectrum and incident angle on the growth of *Chlorella vulgaris* in photobioreactors,” *Biotechnol Progress*, vol. 32, no. 2, pp. 247–261, Mar. 2016, doi: 10.1002/btpr.2244.
- [138] A. Artu, “Etude et optimisation de la culture de microalgues en photobioréacteurs solaires,” Thèse de doctorat, Université de Nantes, 2016.
- [139] A. Souliès, “Contribution à l’étude hydrodynamique et à la modélisation des photobioréacteurs à haute productivité volumique,” Thèse de doctorat, Université de Nantes, 2014.
- [140] M. Janssen, J. Tramper, L. R. Mur, and R. H. Wijffels, “Enclosed outdoor photobioreactors: Light regime, photosynthetic efficiency, scale-up, and future prospects,” *Biotechnol. Bioeng.*, vol. 81, no. 2, pp. 193–210, Jan. 2003, doi: 10.1002/bit.10468.
- [141] R. Bosma, E. van Zessen, J. H. Reith, J. Tramper, and R. H. Wijffels, “Prediction of volumetric productivity of an outdoor photobioreactor,” *Biotechnol. Bioeng.*, vol. 97, no. 5, pp. 1108–1120, Aug. 2007, doi: 10.1002/bit.21319.
- [142] W. Blanken, P. R. Postma, L. de Winter, R. H. Wijffels, and M. Janssen, “Predicting microalgae growth,” *Algal Research*, vol. 14, pp. 28–38, Mar. 2016, doi: 10.1016/j.algal.2015.12.020.
- [143] Q. Béchet, N. Coulombier, C. Vasseur, T. Lasserre, L. Le Dean, and O. Bernard, “Full-scale validation of an algal productivity model including nitrogen limitation,” *Algal Research*, vol. 31, pp. 377–386, Apr. 2018, doi: 10.1016/j.algal.2018.02.010.
- [144] V. R. Naira, D. Das, and S. K. Maiti, “Real time light intensity based carbon dioxide feeding for high cell-density microalgae cultivation and biodiesel production in a bubble column photobioreactor under outdoor natural sunlight,” *Bioresource Technology*, vol. 284, pp. 43–55, Jul. 2019, doi: 10.1016/j.biortech.2019.03.102.
- [145] H. Takache, “Caractérisation, modélisation de la croissance photosynthétique de *Chlamydomonas reinhardtii* en photobioréacteur et mise en évidence du couplage à l’hydrodynamique,” Thèse de doctorat, Université de Nantes, 2010.
- [146] R. Kandilian, J. Pruvost, A. Artu, C. Lemasson, J. Legrand, and L. Pilon, “Comparison of experimentally and theoretically determined radiation characteristics of photosynthetic microorganisms,” *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, vol. 175, pp. 30–45, May 2016, doi: 10.1016/j.jqsrt.2016.01.031.
- [147] M. Bonnanfant, H. Marec, B. Jesus, J.-L. Mouget, and J. Pruvost, “Investigation of the photosynthetic response of *Chlorella vulgaris* to light changes in a torus-shape photobioreactor,” *Appl Microbiol Biotechnol*, vol. 105, no. 23, pp. 8689–8701, Dec. 2021, doi: 10.1007/s00253-021-11636-w.
- [148] J. Pruvost, J. F. Cornet, V. Goetz, and J. Legrand, “Modeling dynamic functioning of rectangular photobioreactors in solar conditions,” *AIChE J.*, vol. 57, no. 7, pp. 1947–1960, Jul. 2011, doi: 10.1002/aic.12389.

- [149] H. Takache, G. Christophe, J.-F. Cornet, and J. Pruvost, “Experimental and theoretical assessment of maximum productivities for the microalgae *Chlamydomonas reinhardtii* in two different geometries of photobioreactors,” *Biotechnol Progress*, p. NA-NA, 2009, doi: 10.1002/btpr.356.
- [150] B. Baránková *et al.*, “Light absorption and scattering by high light-tolerant, fast-growing *Chlorella vulgaris* IPPAS C-1 cells,” *Algal Research*, vol. 49, p. 101881, Aug. 2020, doi: 10.1016/j.algal.2020.101881.
- [151] V. Goetz, F. Le Borgne, J. Pruvost, G. Plantard, and J. Legrand, “A generic temperature model for solar photobioreactors,” *Chemical Engineering Journal*, vol. 175, pp. 443–449, Nov. 2011, doi: 10.1016/j.cej.2011.09.052.
- [152] A. D. Jones and C. P. Underwood, “A thermal model for photovoltaic systems,” *Solar Energy*, vol. 70, no. 4, pp. 349–359, 2001, doi: 10.1016/S0038-092X(00)00149-3.
- [153] P. Lauret, H. Boyer, C. Riviere, and A. Bastide, “A genetic algorithm applied to the validation of building thermal models,” *Energy and Buildings*, vol. 37, no. 8, pp. 858–866, Aug. 2005, doi: 10.1016/j.enbuild.2004.11.006.
- [154] B. Y. H. Liu and R. C. Jordan, “The long-term average performance of flat-plate solar-energy collectors,” *Solar Energy*, vol. 7, no. 2, pp. 53–74, Apr. 1963, doi: 10.1016/0038-092X(63)90006-9.
- [155] J. A. Duffie and W. A. Beckman, *Solar energy of thermal processes - 2nd edition*. New York: John Wiley & Sons, 1991.
- [156] F. P. Incropera and D. P. DeWitt, *Fundamentals of heat and mass transfer*, 4th ed. New York: Wiley, 1996.
- [157] W. H. McAdams, *Heat transmission*, 3rd ed. Malabar, Fla: R.E. Krieger Pub. Co, 1985.
- [158] W. M. Kays and M. E. Crawford, *Convection heat and mass transfer, 3rd edition*. McGraw-Hill, 1993.
- [159] N. An, S. Hemmati, and Y.-J. Cui, “Assessment of the methods for determining net radiation at different time-scales of meteorological variables,” *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, vol. 9, no. 2, pp. 239–246, Apr. 2017, doi: 10.1016/j.jrmge.2016.10.004.
- [160] E. Todisco, “Microalgae growth optimization in biofaçade photobioreactors,” PhD thesis, Université de Nantes, 2019.
- [161] F. Grognard, A. R. Akhmetzhanov, and O. Bernard, “Periodic optimal control for biomass productivity maximization in a photobioreactor using natural light,” *arXiv:1204.2906 [math]*, Apr. 2012, Accessed: Feb. 25, 2022. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1204.2906>
- [162] E. F. Camacho and C. Bordons, *Model predictive control*. Springer London, 2004.
- [163] W. Gander and W. Gautschi, “Adaptive quadrature - revisited,” *Bit Numerical Mathematics*, vol. 40, no. 1, pp. 84–101, 2000, doi: 10.1023/A:1022318402393.
- [164] L. F. Shampine, “Vectorized adaptive quadrature in MATLAB,” *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 211, no. 2, pp. 131–140, Feb. 2008, doi: 10.1016/j.cam.2006.11.021.
- [165] L. Euler, *Institutiones calculi integralis*. 1768.
- [166] J. R. Dormand and P. J. Prince, “A family of embedded Runge-Kutta formulae,” *Journal of Computational and Applied Mathematics*, vol. 6, no. 1, pp. 19–26, Mar. 1980, doi: 10.1016/0771-050X(80)90013-3.
- [167] P. Bogacki and L. F. Shampine, “A 3(2) pair of Runge - Kutta formulas,” *Applied Mathematics Letters*, vol. 2, no. 4, pp. 321–325, 1989, doi: 10.1016/0893-9659(89)90079-7.
- [168] J. Pruvost, J.-F. Cornet, and J. Legrand, “Hydrodynamics influence on light conversion in photobioreactors: An energetically consistent analysis,” *Chemical Engineering Science*, vol. 63, no. 14, pp. 3679–3694, Jul. 2008, doi: 10.1016/j.ces.2008.04.026.
- [169] R. Muñoz-Tamayo, F. Mairet, and O. Bernard, “Optimizing microalgal production in raceway systems,” *Biotechnol Progress*, vol. 29, no. 2, pp. 543–552, Mar. 2013, doi: 10.1002/btpr.1699.

- [170] A. Pawłowski, J. Guzmán, M. Berenguel, F. Acien, and S. Dormido, “Application of predictive feedforward compensator to microalgae production in a raceway reactor: A simulation study,” *Energies*, vol. 11, no. 1, p. 123, Jan. 2018, doi: 10.3390/en11010123.
- [171] J. Otten and M. Mönnigmann, “A method for the optimization of nonlinear systems with delays that guarantees stability and robustness,” 2019, doi: 10.48550/ARXIV.1903.05562.
- [172] V. Kallio-Myers, A. Riihelä, P. Lahtinen, and A. Lindfors, “Global horizontal irradiance forecast for Finland based on geostationary weather satellite data,” *Solar Energy*, vol. 198, pp. 68–80, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.solener.2020.01.008.
- [173] A. Linares-Rodriguez, S. Quesada-Ruiz, D. Pozo-Vazquez, and J. Tovar-Pescador, “An evolutionary artificial neural network ensemble model for estimating hourly direct normal irradiances from meteosat imagery,” *Energy*, vol. 91, pp. 264–273, Nov. 2015, doi: 10.1016/j.energy.2015.08.043.
- [174] H. Escrig *et al.*, “Cloud detection, classification and motion estimation using geostationary satellite imagery for cloud cover forecast,” *Energy*, vol. 55, pp. 853–859, Jun. 2013, doi: 10.1016/j.energy.2013.01.054.
- [175] P. Mathiesen, C. Collier, and J. Kleissl, “A high-resolution, cloud-assimilating numerical weather prediction model for solar irradiance forecasting,” *Solar Energy*, vol. 92, pp. 47–61, Jun. 2013, doi: 10.1016/j.solener.2013.02.018.
- [176] A. Al-lahham, O. Theeb, K. Elalem, T. A. Alshawi, and S. A. Alshebeili, “Sky imager-based forecast of solar irradiance using machine learning,” *Electronics*, vol. 9, no. 10, p. 1700, Oct. 2020, doi: 10.3390/electronics9101700.
- [177] M. Caldas and R. Alonso-Suárez, “Very short-term solar irradiance forecast using all-sky imaging and real-time irradiance measurements,” *Renewable Energy*, vol. 143, pp. 1643–1658, Dec. 2019, doi: 10.1016/j.renene.2019.05.069.
- [178] L. Yang, X. Gao, J. Hua, and L. Wang, “Intra-day global horizontal irradiance forecast using FY-4A clear sky index,” *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, vol. 50, p. 101816, Mar. 2022, doi: 10.1016/j.seta.2021.101816.
- [179] F. Wang *et al.*, “A minutely solar irradiance forecasting method based on real-time sky image-irradiance mapping model,” *Energy Conversion and Management*, vol. 220, p. 113075, Sep. 2020, doi: 10.1016/j.enconman.2020.113075.
- [180] D. Orrell, L. Smith, J. Barkmeijer, and T. N. Palmer, “Model error in weather forecasting,” *Nonlin. Processes Geophys.*, vol. 8, no. 6, pp. 357–371, Dec. 2001, doi: 10.5194/npg-8-357-2001.
- [181] G. Chicco, V. Cocina, P. Di Leo, F. Spertino, and A. Massi Pavan, “Error assessment of solar irradiance forecasts and AC power from energy conversion model in grid-connected photovoltaic systems,” *Energies*, vol. 9, no. 1, p. 8, Dec. 2015, doi: 10.3390/en9010008.
- [182] H.-M. Zuo, J. Qiu, Y.-H. Jia, Q. Wang, and F.-F. Li, “Ten-minute prediction of solar irradiance based on cloud detection and a long short-term memory (LSTM) model,” *Energy Reports*, vol. 8, pp. 5146–5157, Nov. 2022, doi: 10.1016/j.egyr.2022.03.182.
- [183] W. Liu *et al.*, “Use of physics to improve solar forecast: Physics-informed persistence models for simultaneously forecasting GHI, DNI, and DHI,” *Solar Energy*, vol. 215, pp. 252–265, Feb. 2021, doi: 10.1016/j.solener.2020.12.045.
- [184] Y. Karout, S. Thil, J. Eynard, E. Guillot, and S. Grieu, “Hybrid intrahour DNI forecast model based on DNI measurements and sky-imaging data,” *Solar Energy*, vol. 249, pp. 541–558, Jan. 2023, doi: 10.1016/j.solener.2022.11.032.
- [185] D. Guo, Q. J. Wang, D. Ryu, Q. Yang, P. Moller, and A. W. Western, “An analysis framework to evaluate irrigation decisions using short-term ensemble weather forecasts,” *Irrig Sci*, vol. 41, no. 1, pp. 155–171, Jan. 2023, doi: 10.1007/s00271-022-00807-w.

- [186] E. G. Nwoba, D. A. Parlevliet, D. W. Laird, K. Alameh, and N. R. Moheimani, "Light management technologies for increasing algal photobioreactor efficiency," *Algal Research*, vol. 39, p. 101433, May 2019, doi: 10.1016/j.algal.2019.101433.
- [187] S. Ozcelik, H. Prakash, and R. Chaloo, "Two-axis solar tracker analysis and control for maximum power generation," *Procedia Computer Science*, vol. 6, pp. 457–462, 2011, doi: 10.1016/j.procs.2011.08.085.
- [188] P. M. Slegers, R. H. Wijffels, G. van Straten, and A. J. B. van Boxtel, "Design scenarios for flat panel photobioreactors," *Applied Energy*, vol. 88, no. 10, pp. 3342–3353, Oct. 2011, doi: 10.1016/j.apenergy.2010.12.037.
- [189] L. F. Richardson and P. Lynch, *Weather prediction by numerical process*, 2nd ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2007. doi: 10.1017/CBO9780511618291.
- [190] M. Marion and R. Temam, "Navier-stokes equations: Theory and approximation," in *Handbook of Numerical Analysis*, vol. 6, Elsevier, 1998, pp. 503–689. doi: 10.1016/S1570-8659(98)80010-0.
- [191] J. C. Ceballos and G. B. De A. Moura, "Solar radiation assessment using Meteosat 4-VIS imagery," *Solar Energy*, vol. 60, no. 3–4, pp. 209–219, Mar. 1997, doi: 10.1016/S0038-092X(97)00001-7.
- [192] V. Debaecker, S. Kocaman, S. Saunier, K. Garcia, S. Bas, and D. Just, "On the geometric accuracy and stability of MSG SEVIRI images," *Atmospheric Environment*, vol. 262, p. 118645, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.atmosenv.2021.118645.
- [193] D. M. A. Aminou *et al.*, "Meteosat Second Generation: the MSG-1 imaging radiometer performance results at the end of the commissioning phase," presented at the Optical Science and Technology, SPIE's 48th Annual Meeting, W. L. Barnes, Ed., San Diego, California, USA, Nov. 2003, p. 599. doi: 10.1117/12.505866.
- [194] I. L. Turner, M. D. Harley, R. Almar, and E. W. J. Bergsma, "Satellite optical imagery in coastal engineering," *Coastal Engineering*, vol. 167, p. 103919, Aug. 2021, doi: 10.1016/j.coastaleng.2021.103919.
- [195] G. Zhang, D. Yang, G. Galanis, and E. Androulakis, "Solar forecasting with hourly updated numerical weather prediction," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 154, p. 111768, Feb. 2022, doi: 10.1016/j.rser.2021.111768.
- [196] S. Gbémou, J. Eynard, S. Thil, E. Guillot, and S. Grieu, "A comparative study of machine learning-based methods for global horizontal irradiance forecasting," *Energies*, vol. 14, no. 11, p. 3192, May 2021, doi: 10.3390/en14113192.
- [197] Q. Guo, Y. Feng, X. Sun, and L. Zhang, "Power demand forecasting and application based on SVR," *Procedia Computer Science*, vol. 122, pp. 269–275, 2017, doi: 10.1016/j.procs.2017.11.369.
- [198] B. A. Swastanto, "Gaussian process regression for long-term time series forecasting," Master thesis, Delft University of Technology, 2016.
- [199] A. Qazi, H. Fayaz, A. Wadi, R. G. Raj, N. A. Rahim, and W. A. Khan, "The artificial neural network for solar radiation prediction and designing solar systems: a systematic literature review," *Journal of Cleaner Production*, vol. 104, pp. 1–12, Oct. 2015, doi: 10.1016/j.jclepro.2015.04.041.
- [200] J. Heaton, "Applications of deep neural networks." arXiv, May 16, 2022. Accessed: Apr. 10, 2023. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2009.05673>
- [201] Y. Gao, S. Miyata, and Y. Akashi, "Multi-step solar irradiation prediction based on weather forecast and generative deep learning model," *Renewable Energy*, vol. 188, pp. 637–650, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.renene.2022.02.051.
- [202] D. Chandola, H. Gupta, V. A. Tikkiwal, and M. K. Bohra, "Multi-step ahead forecasting of global solar radiation for arid zones using deep learning," *Procedia Computer Science*, vol. 167, pp. 626–635, 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.03.329.
- [203] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long Short-Term Memory," *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, Nov. 1997, doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.

- [204] W. S. McCulloch and W. Pitts, “A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity,” *The bulletin of mathematical biophysics*, vol. 5, pp. 115–133, 1943.
- [205] F. Rosenblatt, “The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain.,” *Psychological Review*, vol. 65, no. 6, pp. 386–408, 1958, doi: 10.1037/h0042519.
- [206] H. A. Pierson and M. S. Gashler, “Deep learning in robotics: A review of recent research,” *arXiv:1707.07217 [cs]*, Jul. 2017, Accessed: Feb. 15, 2022. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1707.07217>
- [207] A. Gupta, A. Anpalagan, L. Guan, and A. S. Khwaja, “Deep learning for object detection and scene perception in self-driving cars: Survey, challenges, and open issues,” *Array*, vol. 10, p. 100057, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.array.2021.100057.
- [208] K. Teoh, R. Ismail, S. Naziri, R. Hussin, M. Isa, and M. Basir, “Face recognition and identification using deep learning approach,” *J. Phys.: Conf. Ser.*, vol. 1755, no. 1, p. 012006, Feb. 2021, doi: 10.1088/1742-6596/1755/1/012006.
- [209] Z. Ma and G. Mei, “Deep learning for geological hazards analysis: Data, models, applications, and opportunities,” *Earth-Science Reviews*, vol. 223, p. 103858, Dec. 2021, doi: 10.1016/j.earscirev.2021.103858.
- [210] R. Khallaf and M. Khallaf, “Classification and analysis of deep learning applications in construction: A systematic literature review,” *Automation in Construction*, vol. 129, p. 103760, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.autcon.2021.103760.
- [211] Z. Liu *et al.*, “A survey on applications of deep learning in microscopy image analysis,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 134, p. 104523, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.compbimed.2021.104523.
- [212] M. D. Dangut, I. K. Jennions, S. King, and Z. Skaf, “Application of deep reinforcement learning for extremely rare failure prediction in aircraft maintenance,” *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 171, p. 108873, May 2022, doi: 10.1016/j.ymsp.2022.108873.
- [213] W. Jiang, “Applications of deep learning in stock market prediction: Recent progress,” *Expert Systems with Applications*, vol. 184, p. 115537, Dec. 2021, doi: 10.1016/j.eswa.2021.115537.
- [214] P. Dixit and S. Silakari, “Deep learning algorithms for cybersecurity applications: A technological and status review,” *Computer Science Review*, vol. 39, p. 100317, Feb. 2021, doi: 10.1016/j.cosrev.2020.100317.
- [215] D. Hadjout, J. F. Torres, A. Troncoso, A. Sebaa, and F. Martínez-Álvarez, “Electricity consumption forecasting based on ensemble deep learning with application to the Algerian market,” *Energy*, vol. 243, p. 123060, Mar. 2022, doi: 10.1016/j.energy.2021.123060.
- [216] S. Gao and D. Lima, “A review of the application of deep learning in the detection of Alzheimer’s disease,” *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, vol. 3, pp. 1–8, Jun. 2022, doi: 10.1016/j.ijcce.2021.12.002.
- [217] C.-C. Tsai, C.-K. Tseng, H.-C. Tang, and J.-I. Guo, “Vehicle Detection and Classification based on Deep Neural Network for Intelligent Transportation Applications,” in *2018 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC)*, Honolulu, HI, USA: IEEE, Nov. 2018, pp. 1605–1608. doi: 10.23919/APSIPA.2018.8659542.
- [218] M. Balasubramanian, S. Palanivel, and V. Ramalingam, “Real time face and mouth recognition using radial basis function neural networks,” *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 3, pp. 6879–6888, Apr. 2009, doi: 10.1016/j.eswa.2008.08.001.
- [219] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, “Learning representations by back-propagating errors,” *Nature*, vol. 323, no. 6088, pp. 533–536, Oct. 1986, doi: 10.1038/323533a0.
- [220] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A method for stochastic optimization,” *arXiv:1412.6980 [cs]*, Jan. 2017, Accessed: Feb. 15, 2022. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1412.6980>
- [221] D. Kreuzer, M. Munz, and S. Schlüter, “Short-term temperature forecasts using a convolutional neural network — An application to different weather stations in Germany,”

- Machine Learning with Applications*, vol. 2, p. 100007, Dec. 2020, doi: 10.1016/j.mlwa.2020.100007.
- [222] E. A. Nketiah, L. Chenlong, J. Yingchuan, and S. A. Aram, “Recurrent neural network modeling of multivariate time series and its application in temperature forecasting,” *PLoS ONE*, vol. 18, no. 5, p. e0285713, May 2023, doi: 10.1371/journal.pone.0285713.
- [223] M. Guermoui, F. Melgani, and C. Danilo, “Multi-step ahead forecasting of daily global and direct solar radiation: A review and case study of Ghardaia region,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 201, pp. 716–734, Nov. 2018, doi: 10.1016/j.jclepro.2018.08.006.
- [224] J. Stein, C. Hansen, and M. Reno, “Global horizontal irradiance clear sky models : implementation and analysis.,” SAND2012-2389, 1039404, Mar. 2012. doi: 10.2172/1039404.
- [225] R. Lestienne, Ed., *Analyse statistique des processus météorologiques appliquée à l'énergie solaire*. Paris: Centre National de la Recherche Scientifique, 1979.
- [226] M. Elsaraiti and A. Merabet, “Application of long-short-term-memory recurrent neural networks to forecast wind speed,” *Applied Sciences*, vol. 11, no. 5, p. 2387, Mar. 2021, doi: 10.3390/app11052387.
- [227] R. Munoz-Tamayo, F. Mairet, and O. Bernard, “Driving microalgal production in raceway systems to near optimal productivities,” in *2013 European Control Conference (ECC)*, Zurich: IEEE, Jul. 2013, pp. 4184–4189. doi: 10.23919/ECC.2013.6669165.
- [228] L. B. Brentner, M. J. Eckelman, and J. B. Zimmerman, “Combinatorial life cycle assessment to inform process design of industrial production of algal biodiesel,” *Environ. Sci. Technol.*, vol. 45, no. 16, pp. 7060–7067, Aug. 2011, doi: 10.1021/es2006995.
- [229] International Energy Agency, *Energy Statistics of OECD Countries 2015*. OECD, 2015. doi: 10.1787/energy_stats_oecd-2015-en.
- [230] R. De-Luca, M. Traubio, M. Barolo, and F. Bezzo, “Microalgae growth optimization in open ponds with uncertain weather data,” *Computers & Chemical Engineering*, vol. 117, pp. 410–419, Sep. 2018, doi: 10.1016/j.compchemeng.2018.07.005.
- [231] C. Wang and C. Q. Lan, “Effects of shear stress on microalgae – A review,” *Biotechnology Advances*, vol. 36, no. 4, pp. 986–1002, Jul. 2018, doi: 10.1016/j.biotechadv.2018.03.001.
- [232] A. Kazbar, H. Marec, H. Takache, A. Ismail, and J. Pruvost, “Effect of design dark fraction on the loss of biomass productivities in photobioreactors,” *Bioprocess Biosyst Eng*, vol. 43, no. 2, pp. 207–216, Feb. 2020, doi: 10.1007/s00449-019-02217-3.
- [233] A. Kazbar, “Etude de l'impact de la concentration en oxygène dissous sur la performance des photobioréacteurs,” Thèse de doctorat, Université de Nantes, 2018.
- [234] Q. Béchet, P. Chambonnière, A. Shilton, G. Guizard, and B. Guieysse, “Algal productivity modeling: A step toward accurate assessments of full-scale algal cultivation,” *Biotechnol. Bioeng.*, vol. 112, no. 5, pp. 987–996, May 2015, doi: 10.1002/bit.25517.
- [235] G. A. Alexandrov and Y. Yamagata, “A peaked function for modeling temperature dependence of plant productivity,” *Ecological Modelling*, vol. 200, no. 1–2, pp. 189–192, Jan. 2007, doi: 10.1016/j.ecolmodel.2006.07.012.
- [236] O. Bernard and B. Rémond, “Validation of a simple model accounting for light and temperature effect on microalgal growth,” *Bioresour. Technology*, vol. 123, pp. 520–527, Nov. 2012, doi: 10.1016/j.biortech.2012.07.022.
- [237] E. Barbera, E. Sforza, L. Vecchiato, and A. Bertucco, “Energy and economic analysis of microalgae cultivation in a photovoltaic-assisted greenhouse: *Scenedesmus obliquus* as a case study,” *Energy*, vol. 140, pp. 116–124, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.energy.2017.08.069.
- [238] D. P. Tramontin *et al.*, “Growth modeling of the green microalga *Scenedesmus obliquus* in a hybrid photobioreactor as a practical tool to understand both physical and biochemical phenomena in play during algae cultivation,” *Biotechnol. Bioeng.*, vol. 115, no. 4, pp. 965–977, Apr. 2018, doi: 10.1002/bit.26510.

- [239] T. Weise, C. Grewe, and M. Pfaff, “Experimental and model-based analysis to optimize microalgal biomass Productivity in a pilot-scale tubular photobioreactor,” *Front. Bioeng. Biotechnol.*, vol. 8, p. 453, May 2020, doi: 10.3389/fbioe.2020.00453.
- [240] E. Rodríguez-Miranda, J. L. Guzmán, F. G. Acién, M. Berenguel, and A. Visioli, “Indirect regulation of temperature in raceway reactors by optimal management of culture depth,” *Biotechnology and Bioengineering*, vol. 118, no. 3, pp. 1186–1198, Mar. 2021, doi: 10.1002/bit.27642.
- [241] Á. Hoyo, E. Rodríguez-Miranda, J. L. Guzmán, F. G. Acién, M. Berenguel, and J. C. Moreno, “A computer-based tool to simulate raceway photobioreactors for design, operation and control purposes,” *Computers & Chemical Engineering*, vol. 156, p. 107572, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.compchemeng.2021.107572.
- [242] E. Rodríguez-Miranda, A. Sánchez-Zurano, J. L. Guzmán, G. Acién, and A. Visioli, “A seasonal simulation approach for culture depth influence on the temperature for different characterized microalgae strains,” *Biotechnology Journal*, vol. 17, no. 9, p. 2100489, Sep. 2022, doi: 10.1002/biot.202100489.
- [243] A. Converti, A. A. Casazza, E. Y. Ortiz, P. Perego, and M. Del Borghi, “Effect of temperature and nitrogen concentration on the growth and lipid content of *Nannochloropsis oculata* and *Chlorella vulgaris* for biodiesel production,” *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification*, vol. 48, no. 6, pp. 1146–1151, Jun. 2009, doi: 10.1016/j.cep.2009.03.006.
- [244] J. Legrand, A. Artu, and J. Pruvost, “A review on photobioreactor design and modelling for microalgae production,” *React. Chem. Eng.*, vol. 6, no. 7, pp. 1134–1151, 2021, doi: 10.1039/D0RE00450B.
- [245] X.-M. Sun, L.-J. Ren, Q.-Y. Zhao, X.-J. Ji, and H. Huang, “Microalgae for the production of lipid and carotenoids: a review with focus on stress regulation and adaptation,” *Biotechnol Biofuels*, vol. 11, no. 1, p. 272, Dec. 2018, doi: 10.1186/s13068-018-1275-9.
- [246] K. Goiris, W. Van Colen, I. Wilches, F. León-Tamariz, L. De Cooman, and K. Muylaert, “Impact of nutrient stress on antioxidant production in three species of microalgae,” *Algal Research*, vol. 7, pp. 51–57, Jan. 2015, doi: 10.1016/j.algal.2014.12.002.
- [247] A. E. Sproles, F. J. Fields, T. N. Smalley, C. H. Le, A. Badary, and S. P. Mayfield, “Recent advancements in the genetic engineering of microalgae,” *Algal Research*, vol. 53, p. 102158, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.algal.2020.102158.
- [248] B. Yang *et al.*, “Genetic engineering of the Calvin cycle toward enhanced photosynthetic CO₂ fixation in microalgae,” *Biotechnol Biofuels*, vol. 10, no. 1, p. 229, Dec. 2017, doi: 10.1186/s13068-017-0916-8.
- [249] J. Nocedal, “Theory of constrained optimization,” in *Numerical Optimization*, in Springer Series in Operations Research and Financial Engineering. , Springer New York, 2006, pp. 304–354. doi: 10.1007/978-0-387-40065-5_12.
- [250] R. H. Byrd, M. E. Hribar, and J. Nocedal, “An interior point algorithm for large-scale nonlinear programming,” *SIAM J. Optim.*, vol. 9, no. 4, pp. 877–900, Jan. 1999, doi: 10.1137/S1052623497325107.
- [251] H. Kuhn and A. Tucker, “Nonlinear programming,” presented at the Proceedings of the Second Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, University of California Press, 1950, pp. 481–492.
- [252] W. Karush, “Minima of functions of several variables with inequalities as side conditions,” University of Chicago, 1939.
- [253] J. R. Shewchuk, “An introduction to the conjugate gradient method without the agonizing pain,” 1994.
- [254] M. C. Biggs, “Constrained minimization using recursive quadratic programming,” *Towards global optimization (L.C.W. Dixon and G.P. Szergo, eds.)*, pp. 341–349, 1975.

- [255] S. P. Han, “A globally convergent method for nonlinear programming,” *Journal of Optimization Theory and Applications*, vol. 22, no. 3, pp. 297–309, 1977.
- [256] M. J. D. Powell, “The convergence of variable metric methods for nonlinear constrained optimization calculations,” in *Nonlinear Programming 3*, Elsevier, 1978, pp. 27–63. doi: 10.1016/B978-0-12-468660-1.50007-4.
- [257] M. J. D. Powell, “A fast algorithm for nonlinearly constrained optimization calculations,” in *Numerical Analysis*, vol. 630, G. A. Watson, Ed., in Lecture Notes in Mathematics, vol. 630. , Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1978, pp. 144–157. doi: 10.1007/BFb0067703.
- [258] J. Caswell, *A treatise of algebra, both historical and practical*. printed by John Playford, 1685. doi: 10.3931/E-RARA-8842.
- [259] J. Raphson, *Analysis aequationum universalis*. typis Tho. Braddyll, prostant venales apud Iohannem Taylor ..., 1697. doi: 10.3931/E-RARA-13516.
- [260] P. E. Gill, W. Murray, M. A. Saunders, and M. H. Wright, “Procedures for optimization problems with a mixture of bounds and general linear constraints,” *ACM Trans. Math. Softw.*, vol. 10, no. 3, pp. 282–298, Aug. 1984, doi: 10.1145/1271.1276.
- [261] P. E. Gill, W. Murray, and M. H. Wright, *Numerical linear algebra and optimization*, Addison Wesley., vol. 1. 1991.
- [262] C. Darwin, *The Origin of Species: By Means of Natural Selection, or the Preservation of Favoured Races in the Struggle for Life*, 6th ed. Cambridge University Press, 2009. doi: 10.1017/CBO9780511694295.
- [263] É. Lutton, “Algorithmes génétiques, algorithmes évolutionnaires,” p. 25, 2020.
- [264] D. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., 1989.
- [265] C. Audet and J. E. Dennis, “Analysis of generalized pattern searches,” *SIAM J. Optim.*, vol. 13, no. 3, pp. 889–903, Jan. 2002, doi: 10.1137/S1052623400378742.
- [266] R. M. Lewis, A. Shepherd, and V. Torczon, “Implementing generating set search methods for linearly constrained minimization,” *SIAM J. Sci. Comput.*, vol. 29, no. 6, pp. 2507–2530, Jan. 2007, doi: 10.1137/050635432.
- [267] R. Hooke and T. A. Jeeves, “‘Direct search’ solution of numerical and statistical problems,” *J. ACM*, vol. 8, no. 2, pp. 212–229, Apr. 1961, doi: 10.1145/321062.321069.
- [268] T. G. Kolda, R. M. Lewis, and V. Torczon, “Optimization by direct search: New perspectives on Some classical and modern methods,” *SIAM Rev.*, vol. 45, no. 3, pp. 385–482, Jan. 2003, doi: 10.1137/S003614450242889.
- [269] M. A. Abramson, C. Audet, J. E. Dennis, and S. L. Digabel, “OrthoMADS: A deterministic MADS Instance with orthogonal directions,” *SIAM J. Optim.*, vol. 20, no. 2, pp. 948–966, Jan. 2009, doi: 10.1137/080716980.
- [270] J. Pruvost and J.-F. Cornet, “Knowledge models for the engineering and optimization of photobioreactors,” in *Microalgal Biotechnology: Potential and Production*, C. Posten and C. Walter, Eds., DE GRUYTER, 2012, pp. 181–224. doi: 10.1515/9783110225020.181.
- [271] Y.-S. Yun and J. M. Park, “Kinetic modeling of the light-dependent photosynthetic activity of the green microalga *Chlorella vulgaris*,” *Biotechnol. Bioeng.*, vol. 83, no. 3, pp. 303–311, Aug. 2003, doi: 10.1002/bit.10669.
- [272] Q. Béchet, P. Moussion, and O. Bernard, “Calibration of a productivity model for the microalgae *Dunaliella salina* accounting for light and temperature,” *Algal Research*, vol. 21, pp. 156–160, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.algal.2016.11.001.
- [273] E. Grima, “A study on simultaneous photolimitation and photoinhibition in dense microalgal cultures taking into account incident and averaged irradiances,” *Journal of Biotechnology*, vol. 45, no. 1, pp. 59–69, Feb. 1996, doi: 10.1016/0168-1656(95)00144-1.

- [274] E. M. Grima, F. G. Camacho, J. A. S. Pérez, J. M. F. Sevilla, F. G. A. Fernández, and A. C. Gómez, "A mathematical model of microalgal growth in light-limited chemostat culture," *J. Chem. Technol. Biotechnol.*, vol. 61, no. 2, pp. 167–173, Oct. 1994, doi: 10.1002/jctb.280610212.
- [275] J. W. Spencer, "Fourier series representation of the position of the sun," *Search*, vol. 2, no. 5, p. 172, 1971.
- [276] Beckers, B. and Beckers, P., "Comment calculer la déclinaison du soleil." Heliodon, 2010.
- [277] A. Caillemer and C. Le Cocq, *Astronomie de position, géodésie*, 2 éd. in Publications de l'Institut français du pétrole. Paris: Éditions Technip, 1983.
- [278] R. J. Ritchie, "Consistent sets of spectrophotometric chlorophyll equations for acetone, methanol and ethanol solvents," *Photosynth Res*, vol. 89, no. 1, pp. 27–41, Jul. 2006, doi: 10.1007/s11120-006-9065-9.
- [279] M. D. Macías-Sánchez, C. Mantell, M. Rodríguez, E. Martínez De La Ossa, L. M. Lubián, and O. Montero, "Supercritical fluid extraction of carotenoids and chlorophyll a from *Nannochloropsis gaditana*," *Journal of Food Engineering*, vol. 66, no. 2, pp. 245–251, Jan. 2005, doi: 10.1016/j.jfoodeng.2004.03.021.

ANNEXES

Annexe 1. Pénalité de croissance liée à la température.....	314
Annexe 2. Analyses de sensibilité du modèle de productivité et du modèle thermique	317
Annexe 3. Effet de la constante de réglage sur une stratégie de contrôle linéarisant	323
Annexe 4. Régulation PID et linéarisation du modèle de productivité.....	325
Annexe 5. Evaluation des capacités de minimisation des algorithmes Matlab ..	328
Annexe 6. Réduction du coût calculatoire par ajustement des algorithmes Matlab	337
Annexe 7. Effet du modèle de croissance sur la stratégie MPC	339
Annexe 8. Effet de la technologie du photobioréacteur sur la stratégie MPC...	344
Annexe 9. Effet de la photosensibilité sur les capacités de minimisation des algorithmes Matlab	347
Annexe 10. Effet d'une photosensibilité latente sur la stratégie MPC.....	348
Annexe 11. Effet d'une incertitude météorologique typique sur la stratégie MPC	350
Annexe 12. Prédiction de la course du Soleil dans le ciel.....	353
Annexe 13. Effet du climat sur la production en biomasse et la consommation en ressources.....	356
Annexe 14. Installation en extérieur des « flat panels »	367
Annexe 15. Conception de la cellule de mesure	368
Annexe 16. Protocole de mesure des matières sèches	369
Annexe 17. Protocole de dosage des pigments.....	370
Annexe 18. Composition du milieu BBM (Bold Basal Medium)	374
Annexe 19. Protocole de mise en culture d'une colonne 100 L (AlgoSolis)	375
Annexe 20. Protocole de mise en culture des panneaux « air-lift »	378

Annexe 1. Pénalité de croissance liée à la température

Le laboratoire GEPEA a mené une campagne expérimentale sur la souche modèle des travaux [160]. Les résultats obtenus de cultures expérimentales en lumière variable avec divers profils de températures variables sur la journée suggèrent toutefois un comportement cinétique relativement différent de ce qui est admis (Figure 150). En effet, à la différence des modèles d'Arrhénius [235] et de la CTMI [236] validés dans des conditions de températures constantes et réutilisés dans la littérature [133], [227], [237], [238], [239], [240], [241], [242], aucun point optimal n'est réellement identifiable.

La cinétique de croissance semble au contraire être plus élevée dans une certaine plage de température, sans sommet distinct associé à une température donnée. Au-delà de cette plage optimale, une baisse de la cinétique est bien observée. Ces pertes s'observent globalement hors de la plage allant de $T_{opt,min}$ à $T_{opt,max}$. Au-delà, la vitesse de croissance est diminuée par une baisse (de $T_{opt,min}$ à T_{min}) ou une hausse (de $T_{opt,max}$ à T_{max}) de la température, jusqu'à induire une croissance qui peut être considérée comme négligeable en raison d'un stress biologique trop intense.

Afin de modéliser empiriquement ce comportement, il a été proposé d'introduire une formulation trouvée sur la base des données expérimentales [160], [243], deux sigmoïdes (Figure 151) avec un point médian de référence (moyenne entre $T_{opt,min}$ et $T_{opt,max}$). La première sigmoïde (82) est appliquée si T_{cm} est inférieure à ce point médian, sinon la deuxième sigmoïde est appliquée (83). Cela amène à :

$$\Phi_{T,1} = \frac{1}{1 + \exp \left(C \cdot \frac{T_{min} + T_{opt,min}}{T_{opt,min} + T_{opt,max}} \cdot \left(\frac{T_{min} + T_{opt,min}}{2} - T_{cm} \right) \right)} \quad (82)$$

$$\Phi_{T,2} = \frac{1}{1 + \exp \left(C \cdot \frac{T_{max} + T_{opt,max}}{T_{opt,min} + T_{opt,max}} \cdot \left(T_{cm} - \frac{T_{max} + T_{opt,max}}{2} \right) \right)} \quad (83)$$

Avec C ($1 K^{-1}$) une constante d'ajustement.

En se basant sur les observations expérimentales représentées sur la carte de productivité en fonction des lumières et températures (Figure 150.a), cette pénalité est appliquée lorsque $\langle A \rangle$ est supérieur à $20\,000 \mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{kg}_X^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$, ce qui pose les prémices d'un couplage lumière/température dans un modèle de croissance.

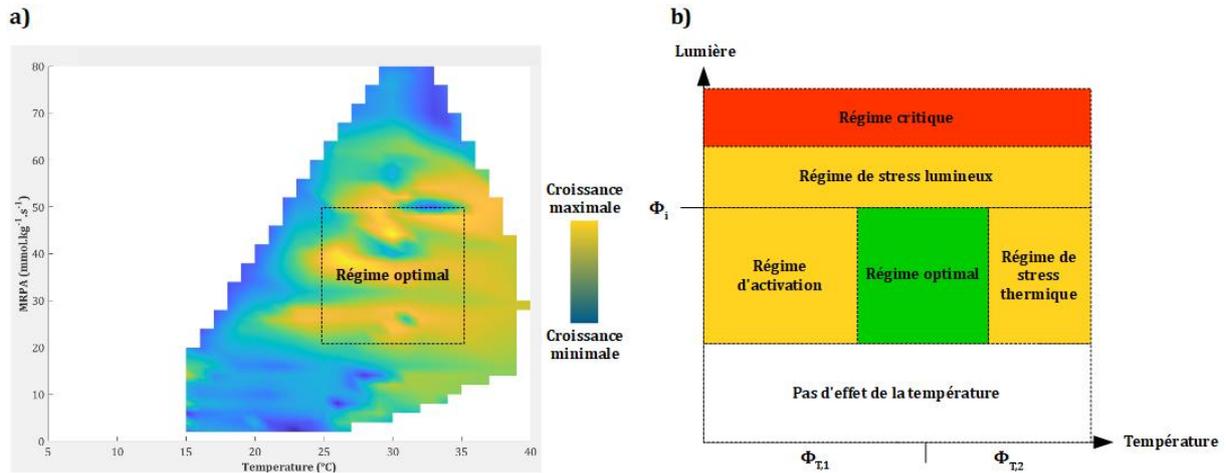


Figure 150. Effets couplés de la lumière et de la température sur la croissance, d'après les résultats expérimentaux du laboratoire [20] : a) carte de chaleur des cinétiques, b) modélisation de ces effets avec fonctions de pénalité

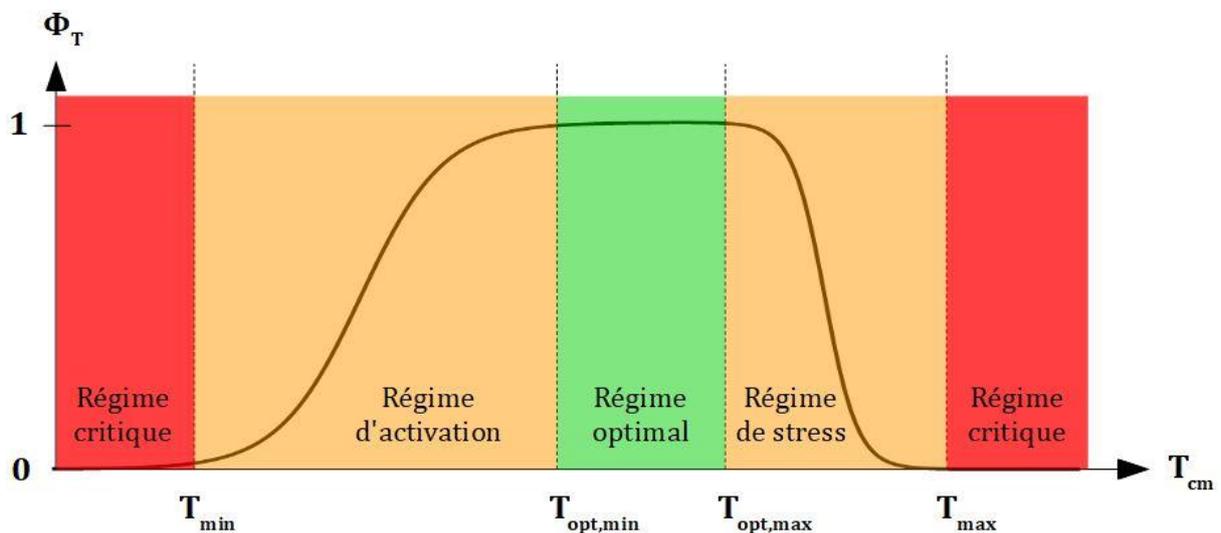


Figure 151. Allure de la pénalité Φ_T relative à l'effet de la température sur la cinétique de croissance

La température haute de la plage optimale (T_{max}) est identifiée à 35 °C, température à partir de laquelle une forte baisse de productivité en conditions solaires a été observée

expérimentalement [138]. Les valeurs de $T_{opt,max}$ et $T_{opt,min}$ sont issues de l'analyse de la carte de chaleur des cinétiques (Figure 150.a). T_{min} est fixé arbitrairement afin de rendre compte d'une pente plus faible pour l'effet des basses températures sur la croissance.

Tableau LIII. Paramètres du modèle cinétique adapté pour la souche *Chlorella vulgaris*

Paramètre	Valeur	Unité	Définition
T_{max}	313	K	Température maximale de croissance
T_{min}	278	K	Température minimale de croissance
$T_{opt,max}$	308	K	Seuil haut de la plage optimale de température
$T_{opt,min}$	293	K	Seuil bas de la plage optimale de température

Annexe 2. Analyses de sensibilité du modèle de productivité et du modèle thermique

L'analyse de sensibilité permet de quantifier l'influence des entrées et des paramètres sur les sorties du modèle. Par cette quantification, la sensibilité des évolutions simulés du modèle face à des variations des intrants peut être testée. Les paramètres ayant le plus d'influence sur le modèle permettent ainsi d'identifier les facteurs sur lesquels porter l'attention dans le cadre de problèmes de contrôle et d'optimisation. Cette analyse a donc un intérêt dans le cadre de notre étude car elle permet d'identifier les principales variables d'action permettant de maximiser les performances du système.

Pour cette analyse de sensibilité, le modèle est au préalable testé sur un ensemble de paramètres « par défaut », ensemble composé de valeurs représentatives de la réalité. Les valeurs des constantes cinétiques, propriétés radiatives, et paramètres thermiques par défaut sont issues des Tableau II, Tableau III et Tableau IV.

Le scénario de simulation de référence consiste à appliquer une dilution constante à $D = 0,02 \text{ h}^{-1}$ d'un PBR maintenu en conditions de culture non limitantes (température, nutriments, CO_2) sous la lumière solaire de l'année 2015 à Nantes (II.3.1). Les seules variables dépendantes du temps sont alors les densités de flux lumineux collimaté et diffus q_{col} et q_{dif} . Par défaut, le PBR fait face au sud (angle d'orientation : $\gamma = \pi$). En absence de suivi de la position du Soleil par le système, le paramètre γ influence, en complément de l'angle d'inclinaison ($\beta = \pi/4$), l'angle d'incidence θ , qui est variable, du fait de la course du Soleil mais sur lequel on ne peut jouer.

L'analyse de sensibilité la plus commune consiste à modifier une à une les entrées du modèle (méthode OAT : « One-At-a-Time »), tout en maintenant les autres entrées à leur valeur de référence. La modification des entrées peut consister à appliquer sur le scénario de simulation une diminution homogène de la valeur d'entrée (sous-estimation), ou une augmentation homogène (sur-estimation). Ici, les effets de l'augmentation ou de la diminution de chaque entrée ont été testés sur trois amplitudes différentes : faible (10 %), moyenne (20 %), forte (50 %). L'obtention de valeurs

irréalistes (entrée du modèle non conforme avec données rencontrées dans la littérature) n'a pas donné lieu à une correction des amplitudes. Avec un modèle non-linéaire, la sensibilité de la sortie peut en effet dépendre de façon non proportionnelle à l'amplitude de variation d'un paramètre en entrée.

Analyse de sensibilité du modèle de productivité

La sensibilité du modèle de productivité retenue est calculée à partir de la sortie X du modèle, soit la concentration en biomasse prédite :

$$S_X(x) = \left| \frac{X(x_{ref}) - X(x)}{x_{ref} - x} \right| \cdot \left| \frac{x_{ref}}{X(x_{ref})} \right| \quad (84)$$

avec x_{ref} la valeur de référence de l'entrée étudiée et x sa valeur sous-estimée ou sur-estimée.

La synthèse de l'analyse de sensibilité (Tableau LIV) du modèle de productivité (II.1.1) révèle que l'épaisseur de culture e_{cm} est le paramètre ayant le plus d'influence (plus de 100 % de sensibilité en moyenne), en particulier lorsque celle-ci diminue fortement (sur-estimation de -50 %). En effet, la concentration, et donc la productivité volumique, sont proportionnelles à a_{light} (exprimé en m^{-1}), le rapport de la surface éclairée sur le volume de culture, soit l'inverse de l'épaisseur de culture. Cette productivité volumique est directement dépendante de la technologie de photobioréacteur (couche mince de quelques millimètres d'épaisseur avec un film ruisselant, culture de quelques dizaines de centimètres d'épaisseur dans un raceway). La productivité surfacique, indépendante de l'épaisseur de culture, reste en revanche inchangée, confirmant ici un résultat bien connu des cultures en photobioréacteurs [244].

Etant donné le cadre de notre étude (contrôle d'une culture en conditions solaires), il est nécessaire de se focaliser sur des méthodes permettant d'agir en continu sur le système de culture seul (optimisation active du procédé). C'est le cas de la régulation de la concentration en biomasse par le taux de dilution D , optimisable en continu. Ce paramètre se révèle influencer également fortement sur le système (sensibilité du modèle

située entre 57,1 et 76,3 %), et constitue le second paramètre ayant le plus d'influence sur la variation de la concentration en biomasse.

Ensuite, les paramètres ayant le plus d'influence (sensibilité de près de moitié) sont les paramètres liés à la photosynthèse : le taux pigmentaire w_{pig} et la constante de demi-saturation K . Un moyen efficace d'influer sur la productivité est donc d'agir sur les capacités des cellules à convertir les photons pour la photosynthèse. Le taux pigmentaire peut être changé par une optimisation en continu, puisque dépendant de conditions de culture contrôlables (notamment nutriments dans le milieu [245], [246]). A noter que le modèle de productivité sera d'autant plus sensible à ce taux pigmentaire dès lors que celui-ci diminue de 50 % (sensibilité de 63.7 %), phénomène rencontré en conditions de stress biologique. La constante de demi-saturation peut être changée par une optimisation passive, par exemple par une modification du génome de la souche [247], [248]. Les termes K_R et μ_{night} liés à la respiration, phénomène concurrent à la photosynthèse, ne représentent quant à eux pas spécifiquement des facteurs sur lesquels focaliser les efforts puisque la productivité n'y est sensible qu'à moins de 10 %.

S'agissant des flux solaires collimaté et diffus, les valeurs de ceux-ci ont une moindre influence (sensibilités respectives de 15,0 et 28,4 %). Concernant les propriétés géométriques, la variation de l'angle d'orientation du PBR γ aura environ deux fois plus d'influence que celle de l'angle d'inclinaison β (17,7 % de sensibilité contre 8,4 %).

Tableau LIV. Résultat de l'analyse de sensibilité du modèle de productivité

Sensibilité (%)		$\frac{x - x_{ref}}{x_{ref}}$						Moyenne
		-50 %	-20 %	-10 %	10 %	20 %	50 %	
Environnement extérieur	q_{col}	17,5	15,7	15,4	14,5	14,1	13,1	15,0
	q_{dif}	34,8	30,5	29,7	26,5	25,6	23,2	28,4
Propriétés géométriques	e_{cm}	198,6	124,2	110,4	90,4	82,8	66,3	112,1
	β	8,7	8,3	8,3	8,3	8,3	8,5	8,4
	γ	23,6	18,9	16,3	12,5	14,2	20,5	17,7
Constantes cinétiques	K	69,0	50,4	46,8	41,4	39,3	34,3	46,9
	K_R	8,2	6,9	6,6	6,0	5,8	5,3	6,5
	μ_{night}	7,2	7,1	7,1	7,0	7,0	6,9	7,0
Propriétés radiatives	w_{pig}	63,7	50,4	47,0	41,0	38,7	33,0	45,6
Régulation	D	76,3	69,3	67,2	63,4	61,6	57,1	65,8

Analyse de sensibilité du modèle thermique

De la même manière que précédemment, l'analyse de sensibilité peut être réalisée sur le modèle thermique par étude de la variation de la température du milieu de culture T_{cm} :

$$S_T(x) = \frac{|T_{cm}(x_{ref}) - T_{cm}(x)|}{|T_{cm}(x_{ref})|} \cdot \frac{|x_{ref}|}{|x_{ref} - x|} \quad (85)$$

Ici, à la différence du scénario précédent (analyse de sensibilité du modèle de productivité), la température est laissée libre (initialisée à 35.8 °C). De plus, la production de microalgues n'est pas considérée dans le scénario (mode batch), et la concentration en biomasse n'a pas d'influence sur le coefficient α_{cm} .

L'analyse de sensibilité (Tableau LV) du modèle thermique (II.1.3) montre sans conteste l'impact majeur de la température extérieure T_{ext} sur celle du milieu de culture, par rapport aux autres paramètres (86,0 % de sensibilité). Le second paramètre ayant le plus d'influence est la lumière totale (sensibilité de 14,1 % pour q_0). Contrairement

au modèle de productivité, la sortie du modèle est essentiellement régie par des variables météorologiques non contrôlables (température extérieure et flux solaires notamment). Dans le cadre d'une culture solaire maintenue à une plage restreinte de températures (souches sensibles aux variations thermiques), l'énergie consommée pour la régulation thermique dépend principalement de l'amplitude de variation de la température du milieu face à celle des paramètres systémiques ou extérieurs. Avec ici un PBR « airlift » plan, cette énergie est fortement dépendante de conditions incontrôlables (météo). Une optimisation passive du procédé par sélection d'un matériau adéquat pour la paroi optique apparaît ici comme une voie la plus pertinente pour espérer réduire la consommation énergétique propre au maintien de la température. En effet, les transmittivité τ_{cover} et émissivité ε_{cover} représentent les deux autres paramètres ayant le plus d'influence sur la température du milieu (sensibilités respectives de 13,0 et 12,3 %).

Tableau LV. Résultats de l'analyse de sensibilité du modèle thermique

Sensibilité (%)		$\frac{x - x_{ref}}{x_{ref}}$						Moyenne
		-50 %	-20 %	-10 %	10 %	20 %	50 %	
Paramètre		-50 %	-20 %	-10 %	10 %	20 %	50 %	
Environnement extérieur	q_0	13,6	13,6	13,6	15,3	14,4	13,8	14,1
	s_{wind}	14,0	12,1	12,6	7,1	7,7	7,2	10,1
	T_{ext}	85,8	85,9	86,0	85,9	86,0	86,1	86,0
	ε_{ground}	1,6	2,1	3,2	1,3	/	/	2,0
Paramètres géométriques	e_{cm}	3,2	3,7	4,4	3,7	3,3	3,3	3,6
	S_{ill}	5,0	5,0	5,1	6,9	5,9	5,3	5,5
	α_{cm}	11,9	11,9	11,9	/	/	/	11,9
	β	2,1	2,7	3,6	2,1	1,6	2,1	2,4
	γ	7,0	8,9	9,7	10,1	9,0	7,1	8,6
Paroi optique	e_{cover}	0,5	1,2	2,3	2,2	1,1	0,5	1,4
	S_{cover}	15,3	12,5	11,7	10,7	10,1	8,8	11,5
	α_{cover}	1,2	1,2	1,6	3,2	2,1	1,5	1,8
	ε_{cover}	12,8	12,3	12,1	12,1	/	/	12,3
	τ_{cover}	12,4	12,5	12,5	14,2	13,3	12,7	13,0
Face arrière	e_{back}	0,7	1,3	2,3	2,2	1,1	0,6	1,4
	S_{back}	7,6	6,5	6,5	5,5	5,3	4,7	6,0
	α_{back}	0,6	0,8	1,8	2,7	/	/	1,4
	ε_{back}	1,8	2,0	2,8	2,1	1,8	1,7	2,0

Annexe 3. Effet de la constante de réglage sur une stratégie de contrôle linéarisant

Dans le cas d'une consigne constante appliquée sur un profil de lumière variable (Figure 152.a), un λ_L trop élevé (exemple avec $\lambda_L = 10 \text{ h}^{-1}$) va provoquer de légères oscillations autour de la valeur consigne. A noter toutefois que ces oscillations sont de très faible amplitude (inférieure à $2 \text{ mg}_X \cdot L^{-1}$). A l'inverse, une valeur de λ_L trop faible (exemple avec $\lambda_L = 0,1 \text{ h}^{-1}$) n'atteint pas parfaitement la consigne de $1 \text{ g}_X \cdot L^{-1}$ au bout de plusieurs heures en ne proposant pas une loi de commande permettant de suffisamment augmenter la concentration en biomasse.

Dans le cas d'une consigne variable (entre 0,5 et $1,5 \text{ g}_X \cdot L^{-1}$) appliquée sous lumière constante (Figure 152.b), une valeur de λ_L trop faible empêche également le système d'atteindre une concentration consigne. Un λ_L trop élevé propose certes un bon suivi d'une consigne variable, mais accuse d'un décalage avec cette consigne sur les premières heures, lorsque l'écart avec la concentration réelle est élevé. A noter que le suivi des deux types de consigne est efficace pour une valeur intermédiaire à $\lambda_L = 1 \text{ h}^{-1}$.

En se focalisant sur les lois de commandes associées aux stratégies linéarisantes, il apparaît des similarités fortes dans le cas d'une consigne constante (Figure 153.a), à l'inverse d'une consigne variable (Figure 153.b). En effet, une valeur de λ_L trop élevée implique premièrement la présence d'un régime oscillatoire, mais aussi une discontinuité dans le renouvellement du milieu, en raison d'une dilution trop forte lors de la descente de la concentration jusqu'à sa consigne. En conséquence, un changement régulier d'une consigne de concentration (en particulier dans le cas où la concentration doit diminuer) sur une journée à lumière réelle pourrait engendrer des fortes discontinuités dans la récolte. Une valeur de λ_L intermédiaire (1 h^{-1}), efficace pour assurer un suivi d'une telle consigne variable, propose en revanche un profil de dilution lissé et continu. Malgré l'apparition d'un régime oscillatoire, l'écart avec la consigne est le plus faible pour un λ_L élevé (Tableau LVI).

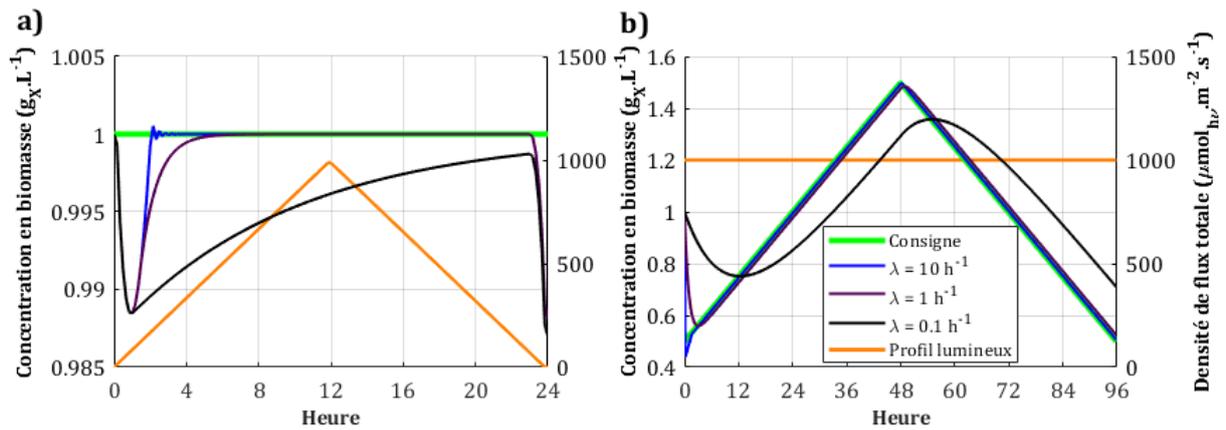


Figure 152. Effet de la constante de réglage sur le suivi de consigne :

a) consigne constante et lumière variable, b) consigne variable et lumière constante

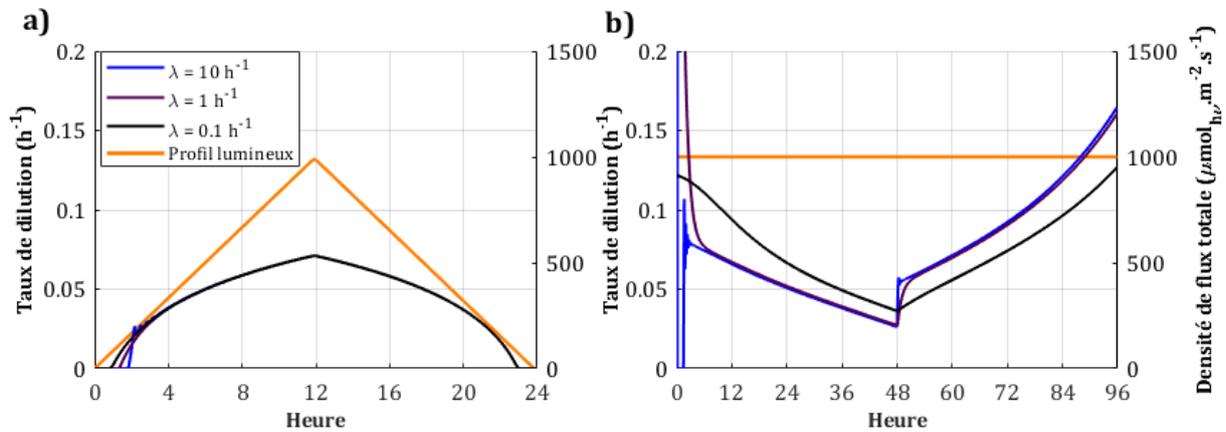


Figure 153. Effet de la constante de réglage sur la commande linéarisante :

a) consigne constante et lumière variable, b) consigne variable et lumière constante

Tableau LVI. Efficacité du suivi de consignes en fonction de la constante de réglage

Lambda	Ecart moyen absolu ($mg_X \cdot L^{-1}$)	
	Lumière variable Consigne constante	Lumière constante Consigne variable
$0,1 h^{-1}$	4,80	128,59
$1,0 h^{-1}$	0,99	21,79
$10 h^{-1}$	0,78	5,02

Annexe 4. Régulation PID et linéarisation du modèle de productivité

Une approche non-prédictive de contrôle peut être l'utilisation d'un régulateur PID qui permet d'adapter le contrôle par une simple correction de l'erreur entre la sortie (concentration mesurée) et la consigne (trajectoire relative à un optimum). Pour cela, le modèle doit être linéarisé en vue de produire une réponse (concentration en biomasse) en fonction de la commande (taux de dilution). Pour envisager une régulation PID, la linéarisation doit faire apparaître certains paramètres caractéristiques, notamment le gain statique et la constante de temps. Ces deux paramètres peuvent être déterminés grâce à l'étude de la réponse du modèle non-linéaire face à un échelon de commande.

Des sets d'échelons ont été testés sur 16 conditions de culture différentes : 4 densités de flux q_0 (100, 200, 500 et 1000 $\mu\text{mol}_{hv} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$) et 4 taux de dilution initiaux (0, 0,1, 0,5 et 1 jour^{-1}). Le set d'échelons est composé de 33 taux de dilutions finaux D_f entre 0,1 jour^{-1} et 1 h^{-1} .

Avant l'application de chaque échelon, le système doit avoir atteint l'équilibre : à t_i , le système est alors à la concentration initiale X_i pour un taux de dilution initial D_i . L'application de l'échelon à cet instant t_i provoque une déviation de la concentration (sortie du modèle) jusqu'à atteindre un second équilibre X_f . Un échelon décroissant de dilution ($\Delta D < 0$, Figure 154.a) provoquera une augmentation de la concentration tandis qu'un échelon croissant de dilution ($\Delta D > 0$, Figure 154.b) provoquera une diminution de la concentration. Les paramètres caractéristiques du système sont déterminés en fonction de la réponse une fois l'équilibre atteint après application de l'échelon. La constante de temps τ correspond au temps nécessaire après application de l'échelon pour atteindre 63 % de la montée ou descente de la concentration. Le gain statique G_S (en $g_X \cdot L^{-1} \cdot s^{-1}$) correspond quant à lui au rapport de la variation de la sortie du modèle (concentration) par la variation de l'entrée (taux de dilution) :

$$G_S = \frac{X_f - X_i}{D_f - D_i} \quad (86)$$

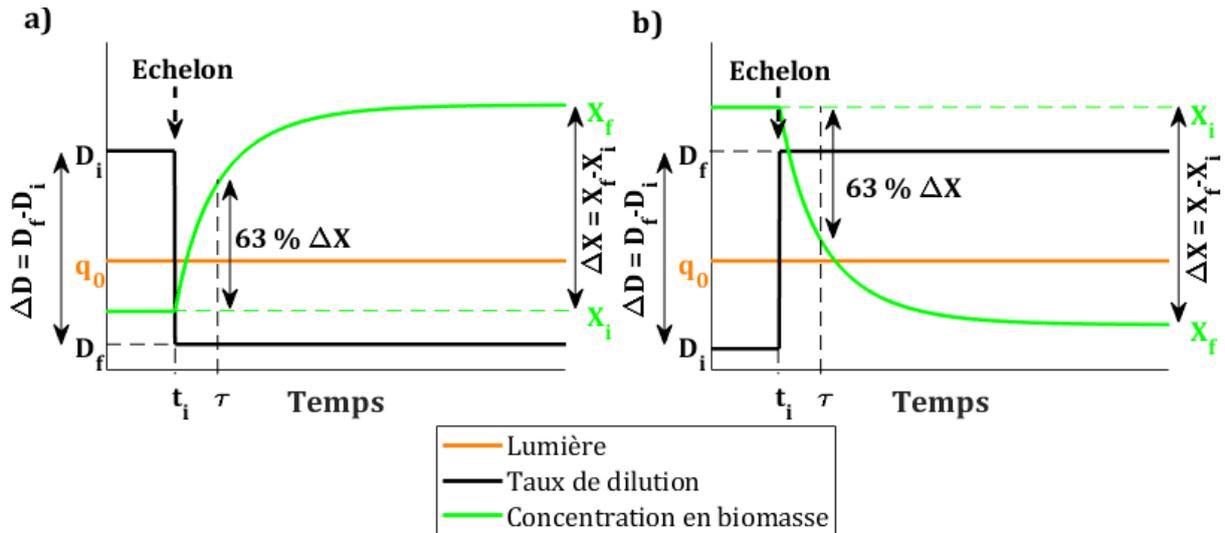


Figure 154. Exemples de simulations d'échelons :
a) échelon décroissant de dilution b) échelon croissant de dilution

En réponse aux échelons (croissants et décroissants), le gain statique (Figure 155.a) est systématiquement négatif. En effet, une commande accentuée amène nécessairement à une réduction de la sortie du modèle (système plus dilué), et inversement. Une tendance claire montre que G_S gagne en amplitude (jusqu'en-dessous de $-30 \text{ g}_X \cdot L^{-1} \cdot h$) avec la diminution de ΔD , soit l'augmentation de X . En conditions de lumières faibles (100 et $200 \mu\text{mol}_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$), G_S est globalement plus élevé (en moyenne : $G_S = -12,2 \text{ g}_X \cdot L^{-1} \cdot h$ à $100 \mu\text{mol}_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$ et $G_S = -18,5 \text{ g}_X \cdot L^{-1} \cdot h$ à $1000 \mu\text{mol}_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$). Ceci montre une dépendance du gain statique aux conditions solaires, au-delà de la dépendance à la commande. Pour les mêmes échelons, le temps caractéristique (Figure 155.b) ne montre en revanche aucune dépendance forte à la lumière (en moyenne : $\tau = 9,9 \text{ h}$ à $100 \mu\text{mol}_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$ et $\tau = 10,4 \text{ h}$ à $1000 \mu\text{mol}_{hv} \cdot m^{-2} \cdot s^{-1}$). C'est la commande qui a majoritairement une influence sur le temps de réponse. En effet, un échelon faible (ΔD proche de 0) peut réduire le temps caractéristique jusqu'à 6 heures, comparativement à un échelon fort ($\Delta D > 6 \text{ jour}^{-1}$) où τ est situé autour de 10 heures. Le système est donc plus rapide à atteindre la concentration voulue lorsque l'écart de dilution entre deux commandes est faible.

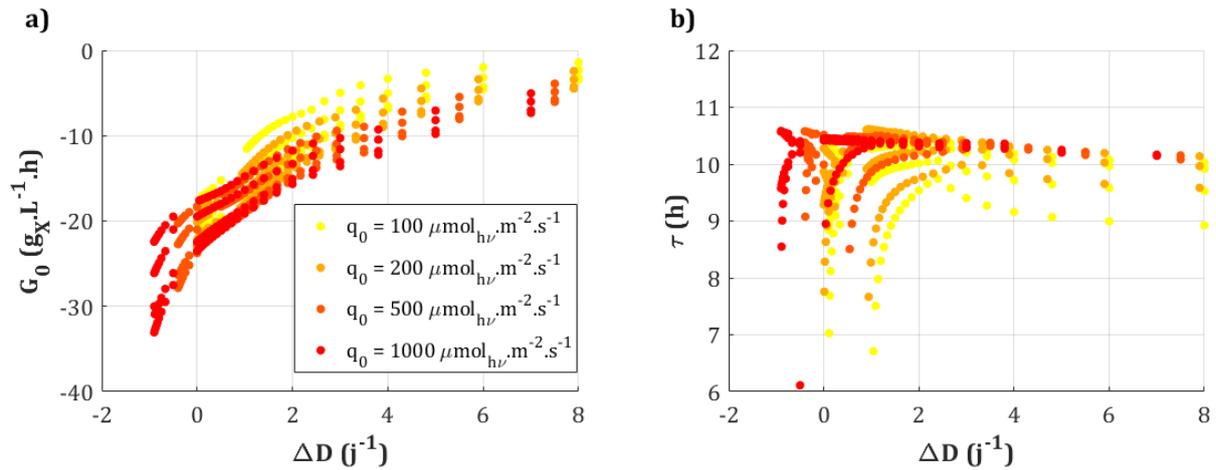


Figure 155. Réponse du modèle de *Chlorella vulgaris* face aux échelons de commande :
a) gain statique b) constante de temps

L'étude du gain statique et du temps de réponse face à un échelon de commande montre qu'en conditions solaires, le système ne peut être réduit à un modèle linéaire afin d'appliquer une correction de la sortie en fonction d'une consigne. Tenter de le linéariser amènerait à une trop forte dégradation des capacités de correction d'un régulateur PID. Procéder à un « gain-scheduling » (I.4.2), soit une adaptation des paramètres caractéristiques dans des zones de fonctionnement linéarisées, n'est pas envisagé. En effet, la multi-variabilité du modèle (lumière, biomasse, dilution) ne permet pas d'isoler un nombre limité de ces zones de fonctionnement.

Annexe 5. Evaluation des capacités de minimisation des algorithmes Matlab

Algorithmes de minimisation disponibles

Les performances de minimisation de 7 algorithmes, répartis sur 3 solveurs de la bibliothèque Matlab ont été évaluées sur une journée d'été ensoleillé, scénario le plus prompt à faire varier l'amplitude de la concentration en biomasse. Ces 7 algorithmes sont en mesure de produire une optimisation d'un seul critère, avec si besoin des contraintes linéaires (contraintes associées aux bornes, ou limitations techniques) et/ou non linéaires (contraintes associées à la concentration en biomasse). De plus, ceux-ci doivent être en mesure de proposer un résultat compris dans une plage de valeurs autorisées (contrainte d'intervalle). Dans un souci de simplicité, les algorithmes nécessitant la connaissance du gradient (variabilité de la fonction objectif autour d'un point) ont été écartés.

Le solveur *fmincon* (<https://fr.mathworks.com/help/optim/ug/fmincon.html>) se destine principalement à de l'optimisation locale. En l'absence de gradient, les trois algorithmes proposés sont *interior-point*, *active-set* [249] et SQP (Sequential Quadratic Programming). L'algorithme *interior-point* [250] produit une séquence à résoudre de problèmes de minimisation approchée. A chaque itération, qui respecte systématiquement la contrainte d'intervalle, les équations et conditions KKT [251], [252] sont résolues si cela est possible, sinon c'est la méthode du gradient conjugué [253] qui est utilisée. Ceci se produit systématiquement dans la contrainte d'intervalle. Il s'agit du seul algorithme qui n'opère pas sur des matrices entières et n'utilise pas d'algèbre linéaire dense, ce qui peut potentiellement amener à une réduction des performances. L'algorithme *active-set* [254], [255], [256], [257] résout une séquence de problèmes quadratiques et reproduit la méthode de Newton [258], [259] (optimisation sans contrainte) de façon à faire de l'optimisation avec contrainte, en l'occurrence par méthode de projection [260], [261] adaptée aux problèmes d'optimisation linéaire et d'optimisation quadratique. Dans l'objectif d'être rapide, la solution est déplacée par l'algorithme d'un grand pas à chaque itération. L'algorithme SQP est similaire à *active-*

set, mais les routines sont plus rapides et chaque itération d'optimisation satisfait la contrainte d'intervalle (à l'image de interior-point). Cependant, dans le cas de contraintes non satisfaites (autres que la contrainte d'intervalle), l'algorithme tente une approximation d'ordre 2 (ordre des dérivées), approximation qui nécessite un plus grand nombre d'évaluations.

Le solveur *ga* (<https://fr.mathworks.com/help/gads/ga.html>) est un algorithme génétique inspiré de la théorie évolutionniste de Darwin [262]. C'est le seul algorithme non-déterministe utilisé dans cette étude : il s'agit ici d'une méthode d'optimisation stochastique, qui se réfère donc à l'aléatoire. Par génération aléatoire d'une population de points (« parents »), la meilleure solution (parmi les « enfants ») est retenue pour devenir la base de la génération suivante [263], [264]. Au fil des itérations, la meilleure solution tend vers un optimum.

Le solveur *patternsearch* (<https://fr.mathworks.com/help/gads/patternsearch.html>) applique un set de vecteurs indiquant dans quelles directions rechercher les points. Ces vecteurs, de taille équivalente au nombre de variables indépendantes, indiquent pour chaque variable si la coordonnée du point est à incrémenter ou à décrémenter. Dans un algorithme de base $2N$ les vecteurs de décrémentation sont au même nombre des vecteurs d'incrémenter, tandis que dans un algorithme de base $N+1$ le vecteur de décrémentation est unique. La base choisie par défaut est la base $2N$, puisqu'elle propose un plus grand nombre de coordonnées. L'ensemble des vecteurs constitue une grille qui varie de taille à chaque itération, ce qui forme un motif de recherche. Si la fonction coût diminue, l'itération est réussie et la grille diminue de taille, sinon elle augmente de taille. Les 3 méthodes de sondage qui influent sur la variation de la grille sont : GPS (Generalized Pattern Search) [265], GSS (Generating Set Search) [266] et MADS (Mesh Adaptive Direct Search) [267], [268], [269]. Avec l'algorithme GPS, les vecteurs ont des valeurs fixées. L'algorithme GSS est similaire au GPS, si ce n'est qu'il est plus adapté aux contraintes linéaires. L'algorithme MADS sélectionne quant à lui de façon aléatoire la collection de vecteurs et applique des réduction et augmentation de la taille de la grille d'un facteur 4.

Comparaison des optima algorithmiques à un optimal global connu

Pour chacun des algorithmes, les options sont laissées par défaut. Afin d'identifier un optimum global connu, la commande est laissée libre sur 2 instants dans la journée : à 10 et 16 heures (Figure 156.a). Un premier balayage de 100 taux de dilutions entre 0 et 1 h^{-1} (incrément de 0.01 h^{-1}) permet de produire la carte (Figure 156.b) des valeurs du critère étudié : le critère de croissance *Crit2* (critère plus robuste que *Crit1* et plus représentatif que *Crit3* d'une productivité optimale, comme il sera vu plus tard). Un second balayage de 100 taux de dilutions dans la zone de l'optimum global (incrément de $0,0002 \text{ h}^{-1}$) permet d'identifier finement la valeur de cet optimum, afin de la comparer aux valeurs optimales trouvées par chacun des algorithmes.

L'optimisation du critère produite par chacun des algorithmes est opérée sur un horizon de prédiction τ de 24 heures avec 2 taux de dilution libres (à 10 et 16 heures) laissés constants pendant une heure, initialisés à 0 h^{-1} . Ici, l'horizon n'est pas glissant : seule l'étape d'optimisation à $t = 0\text{h}00$ est considérée, avec une initialisation à $1 \text{ g}_X \cdot L^{-1}$. A la fin du processus d'optimisation, le critère final et les coûts calculatoires (appels et temps de calcul) associés à chaque algorithme peuvent être synthétisés (Figure 156.b, Tableau LVII). Ici, les appels correspondent au nombre de fois où la fonction objectif (le critère) est appelée par l'algorithme. Ce nombre d'appels, ainsi que le temps de calcul pour l'optimisation du critère, sont estimés par la fonction *profile* de Matlab (<https://fr.mathworks.com/help/matlab/ref/profile.html>).

Sur la carte du critère, il apparaît que l'algorithme « active-set » n'a pas été en mesure de quitter l'état initial (taux de dilution nuls) et de s'approcher de la cible de référence (optimum global). Sa particularité à pouvoir amener la solution au-delà des bornes spécifiées et à proposer des grands pas entre chaque itération d'optimisation l'empêche de trouver une solution à l'intérieur des bornes. Cet algorithme a donc été écarté.

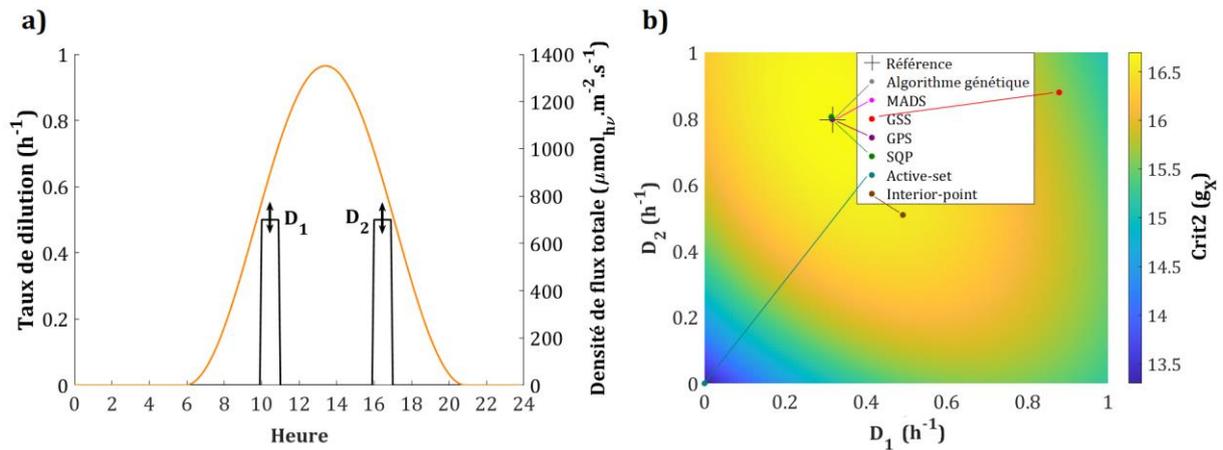


Figure 156. Capacités d'optimisation des algorithmes Matlab :

a) principe de la commande libre b) critère optimisé

La méthode par balayage n'est pas applicable en conditions d'implémentations en raison des temps de calculs : utiliser successivement 2 balayages avec 2 sets de dilutions (100 valeurs pour chaque set) implique l'étude de 20 000 conditions possibles. Le temps de calcul dépasse alors les 10 heures pour le calcul d'une seule étape d'optimisation, avec seulement 2 commandes laissées libres sur un horizon de 24 heures. De plus, avec cette méthode, les capacités mémorielles de l'unité de calcul limitent le nombre de commandes libres : par exemple, stocker une matrice de 6 dimensions avec un set de 100 valeurs pour chaque dimension (afin de caractériser les 6 commandes libres) nécessiterait une mémoire RAM de 1 To.

Excepté l'algorithme « active-set » qui n'a pu avancer une commande différente de l'état initial (valeur du critère à l'état initial : 12,5685 g_X), tous les algorithmes permettent d'optimiser la fonction objectif (critères optimaux supérieurs à l'état initial). La valeur de l'optimum global identifié par méthode de balayage (15,7801 g_X) est parfaitement atteinte par 3 de ces algorithmes (algorithme génétique et algorithmes GPS et MADS du solveur *patternsearch*). L'algorithme SQP du solveur *fmincon* approche de très peu cette valeur (écart de seulement 0,0001 g_X). Ces 4 algorithmes sont donc, à ce stade, validés pour atteindre les performances optimales connues. Le plus efficace reste l'algorithme SQP, en raison du faible temps de calcul associé : moins de 5 secondes pour trouver l'optimum (contre 30 secondes au minimum pour les 3 autres algorithmes).

Tableau LVII. Capacités de minimisation des algorithmes Matlab avec stratégie MPC

Algorithme	Solveur Matlab	Crit2 (g_x)	Appels	Temps de calcul (s)
Référence (balayage)	/	15,7801	/	49770
Genetic Algorithm	<i>ga</i>	15,7801	2450	388,902
MADS (2N positive basis)	<i>patternsearch</i>	15,7801	353	57,270
GSS (2N positive basis)		14,7620	37	6,304
GPS (2N positive basis)		15,7801	202	32,373
SQP	<i>fmincon</i>	15,7800	25	4,386
Active-set		12,5685	6	1,274
Interior-point		15,6399	89	15,693

La trajectoire de recherche de la commande optimale (Figure 157.a) illustre bien le caractère orthogonal des algorithmes GPS et MADS : le motif de recherche représente en majorité un ensemble de losanges et carrés. S'agissant de l'algorithme génétique, le caractère aléatoire est retranscrit par une répartition désordonnée des points de recherche. L'algorithme « interior-point » semble se restreindre à la zone centrale (à $D = 0,5 h^{-1}$ pour 10 et 16 heures) et ne peut donc pas atteindre la zone de l'optimum (autour de $D_1 = 0,8 h^{-1}$ et $D_2 = 0,3 h^{-1}$). En termes de rapidité d'optimisation (Figure 157.b), l'algorithme SQP est le plus efficace puisqu'il est déjà proche du maximum après environ 10 itérations (ou appels à la fonction objectifs). L'algorithme GPS est déjà très proche de l'optimum au bout de 50 itérations mais continue sa recherche d'optimum après plus de 150 itérations. Les algorithmes génétique et MADS sont les moins efficaces : au bout de 50 itérations, le critère trouvé est encore assez loin de sa valeur maximale. Dans ces conditions (souche non photosensible, pas de contrainte d'optimisation), l'algorithme SQP semble s'imposer comme le meilleur choix.

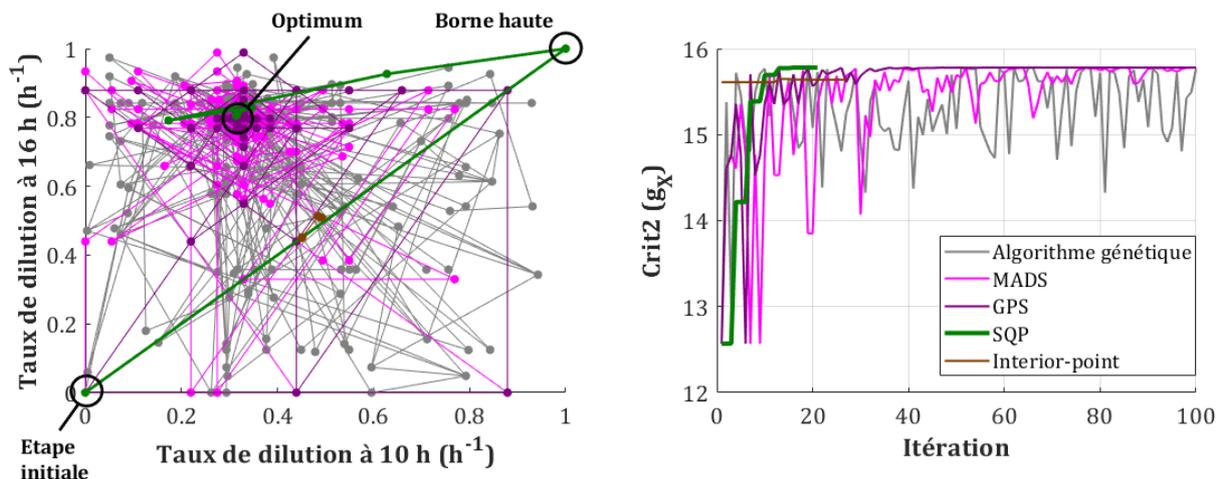


Figure 157. Trajectoire d'optimisation du critère par les algorithmes : a) commande b) critère

Capacités de gestion d'une contrainte sur la concentration en biomasse

Parmi les contraintes non linéaires, la concentration en biomasse peut être rebouclée à une valeur consigne à un instant fixe. Dans ces nouvelles conditions (Tableau LVIII), l'optimisation la plus performante est proposée par l'algorithme « active-set » ($Crit2 = 15,4992 g_X$), qui n'avait pu poursuivre un processus d'optimisation du critère lorsque les contraintes étaient absentes. A nouveau, l'algorithme SQP approche de très peu la valeur maximale du critère (écart de seulement $0,0001 g_X$), tout en proposant le temps de calcul le plus bas (inférieur à 8 secondes). A noter qu'avec l'algorithme GPS, cet écart est également relativement faible (inférieur à $0,01 g_X$). Quant à l'algorithme GSS, la contrainte n'est pas respectée (la concentration finale étant différente de la concentration initiale), il est donc écarté.

Ici, l'ajout d'une contrainte axée sur la concentration en biomasse amène nécessairement à des temps de calcul plus longs (multiplication d'un facteur 2 avec le SQP, ou d'un facteur 6 avec le GPS). Ces calculs plus coûteux sont causés par les appels à une nouvelle fonction (contrainte), en supplément des appels à la fonction objectif (critère). Pour tous les algorithmes, cette fonction contrainte est approximativement appelée autant de fois que la fonction objectif. L'algorithme SQP représente à ce stade le meilleur compromis, puisqu'il produit des performances pratiquement identiques à l'optimum global théorique, tout en proposant les temps de calcul les plus faibles.

Tableau LVIII. Gestion d'une contrainte de rebouclage par les algorithmes Matlab avec stratégie MPC

Algorithme	Solveur Matlab	Crit2 (g_x)	Appels		Temps de calcul (s)
			Critère	Contrainte	
Genetic Algorithm	<i>ga</i>	15,3629	12561	12316	4857,778
MADS (2N positive basis)	<i>patternsearch</i>	15,1011	759	763	279,872
GSS (2N positive basis)		Contrainte non respectée			
GPS (2N positive basis)		15,4901	546	551	205,389
SQP	<i>fmincon</i>	15,4991	19	19	7,564
Active-set		15,4992	45	45	16,807
Interior-point		15,4772	51	50	17,649

Capacités de gestion d'une contrainte sur le volume

L'algorithme doit également être en mesure d'optimiser un critère relatif à la production sur un photobioréacteur à volume variable. En effet, la technologie raceway permet de faire varier l'épaisseur de culture, et donc le volume de milieu (Annexe 8). Le modèle de contrôle est alors soumis à une contrainte de volume, par le biais d'une épaisseur de culture bornée. Cette épaisseur e_{cm} est initialisée à $0,15\text{ m}$, et peut évoluer librement entre $e_{min} = 0,05\text{ m}$ et $e_{max} = 0,5\text{ m}$. Ces bornes minimale et maximale permettent de produire la contrainte de volume, en multipliant l'épaisseur de culture par la surface du photobioréacteur.

Avec cette technologie raceway, la variable manipulée propre au renouvellement du milieu de culture n'est plus le taux de dilution. Ici, l'ajout de milieu frais est opéré par le flux d'entrée F_{in} et la récolte de milieu concentré est opérée par le flux de sortie F_{out} (exprimés en $m^3 \cdot h^{-1}$). Ces deux variables manipulées impliquent de travailler dans ce cas avec 4 commandes libres.

En remplaçant la contrainte de rebouclage de la concentration par la contrainte de volume dans le processus d'optimisation, 3 algorithmes (« interior-point », SQP et MADS) sont en mesure de maximiser le critère. En effet, ils sont les seuls à atteindre un critère optimisé supérieur à la valeur initiale ($12,5685\text{ }g_x$). Le seul algorithme qui permette d'atteindre parfaitement la valeur de l'optimum global ($15,7801\text{ }g_x$) est

l'algorithme MADS. De plus, le temps de calcul est le plus bas parmi les 3 algorithmes qui ont réussi à optimiser le critère (95 secondes). Ce temps de calcul, associé à une optimisation sur seulement 4 commandes variables, semble cependant trop élevé en vue d'une potentielle implémentation d'une stratégie MPC continue pour la production optimisée de biomasse dans un raceway (48 commandes variables sur 24 heures de prédiction).

Le modèle de contrôle perd ici de sa généralité, puisque l'algorithme SQP, qui proposait les meilleures performances ainsi que les plus bas temps de calcul, est à écarter lorsqu'une contrainte de volume est à prendre en compte. En effet, si cet algorithme garde les meilleures performances (écart avec l'optimum global inférieur à 0,001 g_X), le temps de calcul est rédhibitoire avec l'ajout de la contrainte de volume (temps d'optimisation supérieur à 6 heures). De l'autre côté, l'algorithme MADS n'est pas favorable pour être l'algorithme générique d'optimisation pour la stratégie MPC, principalement en raison des temps de calculs trop importants (deuxième algorithme le plus coûteux pour la technologie « flat panel »).

Tableau LIX. Gestion d'une contrainte de volume par les algorithmes Matlab avec stratégie MPC

Algorithme	Solveur Matlab	Crit2 (g_X)	Appels		Temps de calcul (s)
			Critère	Contrainte	
Genetic Algorithm	<i>ga</i>	2,4637	5420	7448	314323,184
MADS (2N positive basis)	<i>patternsearch</i>	15,7801	539	820	95,419
GSS (2N positive basis)		12,5685	11	72	2,337
GPS (2N positive basis)		12,5685	11	72	2,216
SQP	<i>fmincon</i>	15,7793	58	58	23514,574
Active-set		15,7132	17	17	8520,499
Interior-point		2,4637	5	5	1,400

Effet du glissement de l'horizon sur l'optimisation

Au-delà de la capacité à atteindre à terme un optimum global, ou à défaut s'en approcher suffisamment, l'algorithme d'optimisation doit également être en mesure d'atteindre le profil optimal à l'équilibre en remplissant certaines conditions. Ces

conditions regroupent la notion de rapidité (nombre de commandes avant d'atteindre le profil à l'équilibre) et de robustesse (variation du profil optimal autour de son profil à l'équilibre). Le critère moyen à l'équilibre peut également être réévalué, afin de confirmer les performances de l'optimisation avec un glissement de l'horizon de prédiction (Tableau LX). Les trois algorithmes retenus pour cette étude sont ceux proposant la meilleure approche du critère global tout en proposant des temps de calcul raisonnables (Tableau LVII) : les algorithmes SQP, GPS et MADS.

Tableau LX. Qualité de l'optimisation avec stratégie MPC sur horizon glissant

Algorithme	Solveur Matlab	Moyenne Crit2 (g_X)	Erreur moyenne autour de l'équilibre ($mg_X \cdot L^{-1}$)	Temps de calcul ($s \cdot h_{sim}^{-1}$)
MADS (2N positive basis)	<i>patternsearch</i>	15,75	0,45	400,74
GPS (2N positive basis)		15,75	0,1	362,01
SQP	<i>fmincon</i>	15,75	1,24	15,83

En termes de performances (valeur moyenne du critère), rien ne permet de distinguer les algorithmes lorsque le glissement de l'horizon est opéré jusqu'à atteindre un équilibre. En termes de robustesse (erreur moyenne absolue de variation du profil de concentration sur les 4 derniers jours simulés), l'algorithme GPS semble être le plus adéquat. L'algorithme SQP est aussi considéré robuste, car l'erreur moyenne de variation de la concentration autour de l'équilibre n'est que de l'ordre de $1 mg_X \cdot L^{-1}$ (le seuil étant fixé à $10 mg_X \cdot L^{-1}$). A noter que le profil à l'équilibre de concentration est atteint, pour tous les algorithmes, dès la 9^{ème} heure du jour après initialisation (écart avec le profil à l'équilibre inférieur à $10 mg_X \cdot L^{-1}$). Ceci montre que ces algorithmes répondent avec la même robustesse face à une perturbation importante (initialisation à $2 g_X \cdot L^{-1}$ pour un optimum situé en-dessous de $1 g_X \cdot L^{-1}$). Seule la rapidité des algorithmes, identifiée par le coût calculatoire, permet de mettre en évidence l'intérêt de l'algorithme SQP, qui est en moyenne 20 fois plus rapide à s'exécuter que les algorithmes du solveur *patternsearch*. Le glissement de l'horizon (Tableau LX) n'influe pas sur les conclusions amenées par une étude sur une étape d'optimisation (Tableau LVII).

Annexe 6. Réduction du coût calculatoire par ajustement des algorithmes Matlab

Les algorithmes de minimisation SQP, GPS et MADS peuvent être ajustés, de sorte à réduire le temps de calcul tout en négligeant l'influence sur la valeur finale du critère après optimisation. Les ajustements qualitatifs ont été testés sur l'ensemble des conditions possibles et les ajustements quantitatifs ont été testés sur une valeur basse et sur une valeur haute. Cela a par exemple consisté, pour les tolérances des algorithmes, à diviser la valeur par défaut par 10 (valeur basse) et à la multiplier par 10 (valeur haute).

Le procédé d'évaluation des capacités de minimisation et de coût calculatoire des algorithmes a été repris sur une seule étape d'optimisation, avec un horizon non glissant (une seule journée d'été ensoleillé, initialisation à $1 \text{ } g_X \cdot L^{-1}$, commandes libres à 10h00 et 16h00). Les ajustements algorithmiques permettant de réduire le temps de calcul d'au moins 25 % tout en ne réduisant pas la valeur du critère de plus de 0,1 g_X ont été ensuite appliqués sur un horizon glissant de la même façon que précédemment. A noter qu'aucun ajustement de l'algorithme SQP ne satisfait ces conditions. Pour maintenir une bonne performance de minimisation associée à un coût calculatoire minime, cet algorithme n'est donc pas ajusté : les options sont maintenues par défaut.

Les ajustements appliqués sur un horizon glissant permettent de réduire drastiquement le temps de calcul (Tableau LXI), notamment d'un facteur 50 dans le cas d'un nombre limité d'itérations. Cependant, la succession de commandes optimales sur un horizon glissant ne permet pas de maintenir le critère à sa valeur maximale. Avec l'algorithme GPS, le critère moyen est même réduit de 15,75 à 11,24 g_X , soit des pertes équivalentes à 28,6 %. Si ces pertes ne représentent que 1,5 % dans le cas de l'algorithme MADS, il est nécessaire de rappeler que stopper prématurément le processus pose un risque fort de produire une commande éloignée de l'optimum. En effet, son processus de maillage élargi, qui amène à produire par intermittences des critères distants de l'optimum global (Figure 157.b), pourrait proposer à la 10^{ème} itération une commande non-optimale. Afin

de minimiser ce risque, une limitation forte (en-dessous de 100 itérations d'optimisation) n'est pas retenue comme un ajustement pertinent.

L'ajustement retenu pour ces algorithmes GPS et MADS du solveur *patternsearch* est la désactivation de la mise à l'échelle automatique du maillage, car il propose dans les deux cas les deuxièmes plus faibles temps de calcul. Cette mise à l'échelle consiste à changer la taille de la maille par des coefficients constants en fonction de l'optimum calculé à chaque itération. Face au modèle fortement non-linéaire, omettre cette adaptation de la maille permet de ne pas attarder le processus d'optimisation dans des zones d'optima locaux, hors des zones de l'optimum global. Ainsi, grâce à cet ajustement, le coût calculatoire est respectivement réduit de 74,9 et 35,2 % pour les algorithmes GPS et MADS. A noter que cet ajustement n'impacte nullement la valeur du critère moyen obtenue sans ajustement (15,75 g_X).

Tableau LXI. Capacités de minimisation des algorithmes Matlab ajustés

Algorithme	Option	Moyenne Crit2 (g_X)	Temps de calcul (s)
MADS (2N positive basis)	Maximum d'itérations d'optimisation : 10	15,51	18,24
	Pas de mise à l'échelle automatique du maillage	15,75	621,68
	/	15,75	958,76
GPS (2N positive basis)	Maximum d'itérations d'optimisation : 10	11,24	9,68
	Pas de mise à l'échelle automatique du maillage	15,75	160,08
	Facteur de contraction de la maille pour une itération manquée : 0,05	15,75	253,12
	Facteur d'expansion de la maille pour une itération réussie : 1,05	15,75	330,40
	Historique des itérations précédentes (taille : 10 ⁶)	15,75	615,44
	/	15,75	638,64

Annexe 7. Effet du modèle de croissance sur la stratégie MPC

Modèles de croissance étudiés

Une série de 6 modèles cinétiques en lumière variable ont été implémentés en complément du modèle actuel, à partir de la littérature (Tableau LXII). Parmi ces modèles, seuls les modèles ‘Pruvost 2008’ et ‘Molina 1996’ prennent en compte dans leur formulation un terme de photo-inhibition, afin de caractériser la baisse de croissance au-delà d’un certain seuil de lumière.

Le rapport μ_M/μ_R est introduit, avec μ_M (h^{-1}) le taux spécifique maximal de croissance lié à la photosynthèse et μ_R (h^{-1}) le taux spécifique maximal de croissance lié à la respiration à l’obscurité (la nuit). L’objectif est ici de différencier les différents modèles de croissance par une quantification du rapport entre photosynthèse et respiration.

Tableau LXII. Modèles de croissance inclus dans le modèle global

Milieu	Souche	Embranchement	Modèle utilisé	Pigmentation	μ_M/μ_R
Eau douce	<i>Chlorella vulgaris</i>	Chlorophyta	‘Pruvost 2012’ [270]	1,5 %	50,5
				3,5 %	
			‘Béchet 2015’ [234]	Inconnue	32,4
	‘Yun 2003’ [271]		33,4		
	<i>Chlamydomonas reinhardtii</i>		‘Pruvost 2008’ [168]		4,67
<i>Dunaliella salina</i>		‘Béchet 2017’ [272]	322		
	Eau marine	<i>Isochrysis galbana</i>	Haptophyta		‘Molina 1996’ [273]
‘Molina 1994’ [274]				1,5 %	12,0
			3,5 %		

Comportement dynamique du système

Sur le scénario le plus lumineux (été ensoleillé), la nature de la commande reste la même (Figure 158.a, Figure 159.a). La dilution n’est opérée qu’en deuxième partie de journée et s’arrête rapidement avant l’absence de lumière (moment du coucher du Soleil). L’allure de la concentration sur une journée (Figure 158.b, Figure 159.b) est toutefois variable : le profil optimal ne prend pas nécessairement la forme d’une courbe

en cloche qui semble suivre le profil sinusoïdal de lumière. Pour certains modèles de croissance (notamment ‘Béchet 2015’ pour *Chlorella vulgaris* et ‘Béchet 2017’ pour *Dunaliella salina*), la concentration atteint un pic aux alentours de 16h00. Ensuite, le milieu est rapidement dilué pour atteindre la même concentration qu’en début de journée. A noter que dans le cas du modèle de ‘Yun 2003’ pour *Chlorella vulgaris*, la prédiction s’écarte des valeurs réalistes attendues, puisque la concentration à l’équilibre est supérieure à $25 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$. Ce modèle semble donc ne pas être adapté à des conditions solaires, malgré sa validation en conditions de lumière variable.

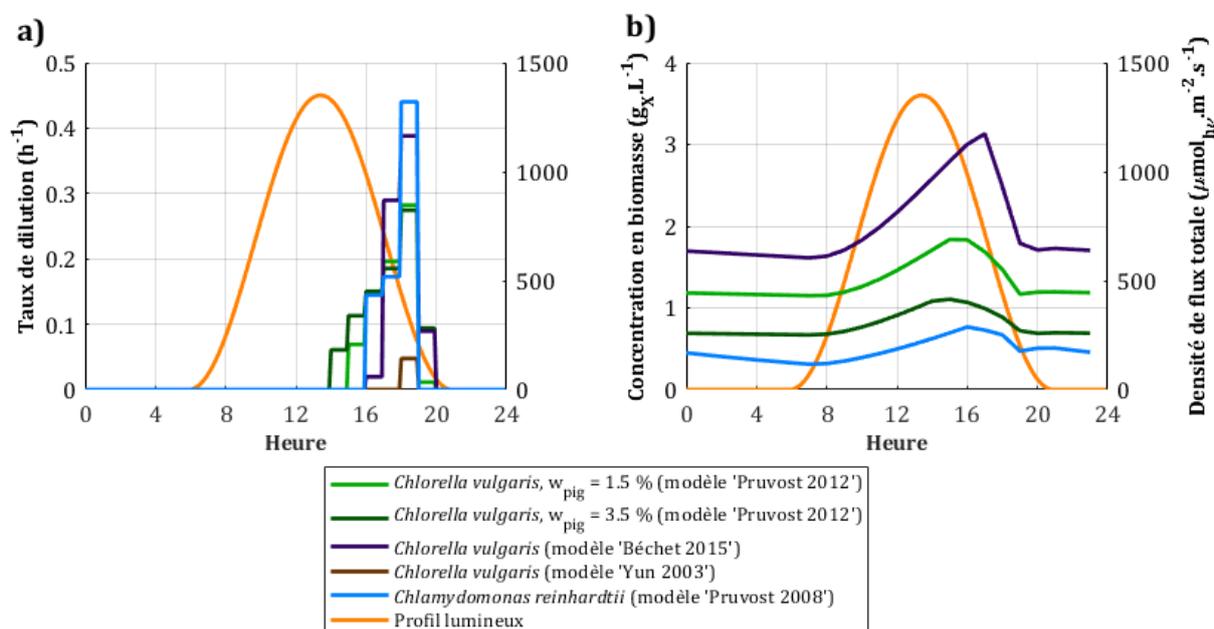


Figure 158. Stratégie MPC appliquée sur les modèles de croissance de souches d'eau douce
a) loi de commande, b) concentration en biomasse

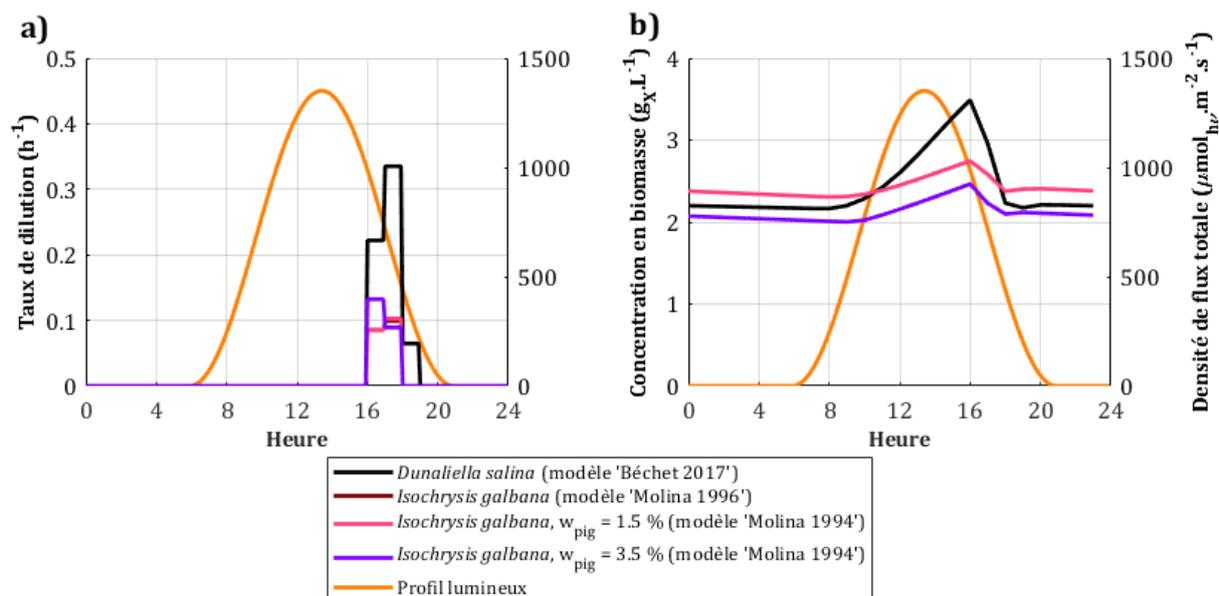


Figure 159. Stratégie MPC appliquée sur les modèles de croissance de souches marines
a) loi de commande, b) concentration en biomasse

Performances de production

Pour chacun des modèles, un set de 100 taux de dilution constante a été appliqué (même méthodologie qu'en section III.1.1). Hormis pour le modèle 'Yun 2003' qui s'écarte de ses conditions de validité, l'optimum de commande en constant se situe dans la même zone pour une souche donnée : entre 0,03 et 0,04 h^{-1} pour *Chlorella vulgaris* (Figure 160.a), entre 0,005 et 0,01 h^{-1} pour *Isochrysis galbana* (Figure 160.b). Avec la stratégie MPC, la dilution moyenne reste relativement proche de celle en stratégie constante. En termes de performances, les modèles proposent des amplitudes de production qui peuvent aller du simple au double ('Béchet 2015' par rapport à 'Pruvost 2012' et 'Molina 1996' par rapport à 'Molina 1994'), pour une même souche. La raison en tient aux différences entre les valeurs des paramètres cinétiques (en particulier, le taux spécifique de croissance maximal).

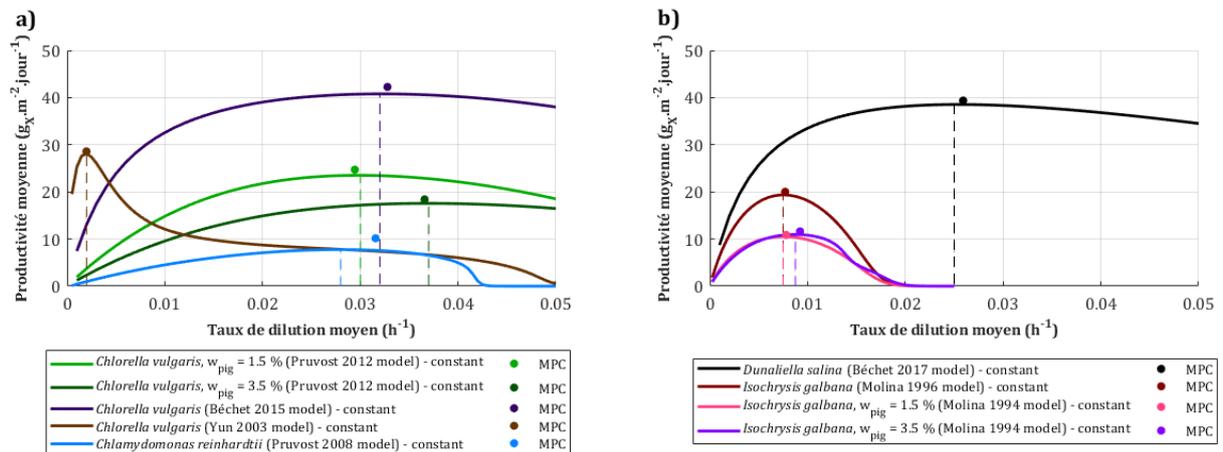


Figure 160. Identification des optima de production sur divers modèles cinétiques :
a) souches d'eau douce, b) souches marines

La synthèse des performances de production en stratégie constante et optimale pour ces divers modèles de croissance (Tableau LXIII) montre un élément essentiel : la stratégie MPC amène nécessairement à un gain de production. Cette optimisation des performances est cependant modeste : la production est en moyenne plus haute de 6.8 % (valeur médiane : 3,6 %). L'application de la stratégie MPC influe peu sur le renouvellement total du milieu de culture : la dilution moyenne est en effet augmentée de seulement 2,8 %.

Comme évoqué avec les conclusions d'une étude sur lumière variable [135], le gain de productivité d'une stratégie par rapport à une autre est principalement causé par la respiration à l'obscurité. Ici, l'observation est similaire puisque le rapport μ_M/μ_R le plus faible parvient au gain le plus élevé (modèle 'Pruvost 2008') et le rapport μ_M/μ_R le plus élevé parvient au 2^{ème} gain le plus faible (modèle 'Béchet 2017'). Ainsi, l'application d'une stratégie MPC par rapport à une stratégie constante sera d'autant plus pertinente si la souche cultivée subit une forte décroissance la nuit.

Une différence de gain de productivité existe aussi pour les modèles dont la seule différence réside dans l'atténuation lumineuse (par le biais du taux pigmentaire). En effet, les modèles 'Pruvost 2012' et 'Molina 1994' proposent des gains différents pour des taux pigmentaires de 1,5 et 3,5 %. La valeur du gain n'est cependant pas corrélée

à l'augmentation de la pigmentation de 1,5 à 3,5 % : il diminue pour *Chlorella vulgaris* mais augmente pour *Isochrysis galbana*.

Tableau LXIII. Performances de la stratégie MPC pour divers modèles cinétiques

Modèle utilisé	Stratégie constante		Stratégie MPC		Gain de productivité (%)	μ_M/μ_R
	Dilution moyenne (h^{-1})	Productivité ($g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)	Dilution moyenne (h^{-1})	Productivité ($g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)		
'Pruvost 2012' $w_{pig} = 1,5 \%$	0,030	23,52	0,029	24,72	5,1	50,5
'Pruvost 2012' $w_{pig} = 3,5 \%$	0,037	17,57	0,037	18,42	4,8	
'Bechet 2015'	0,032	40,80	0,033	42,28	3,6	32,4
'Yun 2003'	0,002	28,11	0,002	28,59	1,7	33,4
'Pruvost 2008'	0,028	7,76	0,032	10,16	30,9	4,67
'Bechet 2017'	0,025	38,55	0,026	39,38	2,2	322
'Molina 1996'	0,008	19,36	0,008	20,03	3,5	11,5
'Molina 1994' $w_{pig} = 1,5 \%$	0,008	10,51	0,008	10,88	3,5	12,0
'Molina 1994' $w_{pig} = 3,5 \%$	0,009	10,96	0,009	11,62	6,0	

Annexe 8. Effet de la technologie du photobioréacteur sur la stratégie MPC

Le modèle présenté dans la thèse est en mesure d'optimiser la production de biomasse sur des designs assimilables à une géométrie plane (films en couche mince, panneaux, raceways). Le critère de performance étant la productivité surfacique du photobioréacteur, les lois de commande ne sont pas influencées par l'épaisseur de culture. Seule la concentration en biomasse est influencée, dont le facteur de variation est inversement proportionnel au facteur de variation de l'épaisseur de culture lors du passage d'un système à l'autre.

Il est aussi possible de considérer une technologie à volume variable. Dans le cas du raceway, la variation d'épaisseur n'influence pas sur la surface illuminée. La variation de volume est simplement exprimée par :

$$\frac{dV}{dt} = F_{in} - F_{out} \quad (87)$$

La possibilité d'une variation de volume du milieu de culture au cours du temps implique de travailler non plus avec une variable manipulée (taux de dilution), mais deux variables : flux volumique d'alimentation en milieu nutritif F_{in} ($L \cdot s^{-1}$) et flux volumique de soutirage du milieu F_{out} ($L \cdot s^{-1}$). Ces deux flux ont pour effet de respectivement augmenter et diminuer le volume de culture. Face à la variation de volume, l'évolution de la concentration en biomasse est donnée par :

$$\frac{dVX}{dt} = \langle \mu \rangle \cdot X \cdot V - F_{out} \cdot X \quad (88)$$

Une contrainte est ajoutée sur l'épaisseur de culture (proportionnelle au volume) en complément de la fonction objectif (critère), afin de maintenir celle-ci dans une plage représentative de contraintes expérimentales. Cette contrainte consiste à borner l'épaisseur entre 5 et 50 *cm*, en considérant une surface de 10 *m*². L'algorithme de minimisation utilisé pour l'optimisation de la productivité à épaisseur variable est l'algorithme MADS (Annexe 5).

Dissocier le flux d'entrée du flux de sortie influence fortement le profil de renouvellement du milieu (Figure 161.a). En effet, si la dilution est la plus forte entre 17h00 et 18h00 en fonctionnement à épaisseur constante, le milieu sera préférentiellement récolté plus tôt (entre 14h00 et 17h00) tandis que l'ajout de milieu frais est le plus important sur les deux dernières heures d'ensoleillement (entre 19h00 et 21h00). Ceci revient à diminuer l'épaisseur de culture en début d'après-midi, puis à la réaugmenter en toute fin de journée. Comparés au flux de référence à épaisseur constante, les flux maximaux à épaisseur variable sont environ deux fois plus élevés, ce qui signifie que les outils associés au renouvellement du milieu doivent être dimensionnés en conséquence. Laisser l'épaisseur libre mais bornée a pour effet de travailler à concentration plus faible, tout en nivelant son profil (Figure 161.b). En effet, la concentration à épaisseur variable se situe entre 0,04 et 0,07 $g_X \cdot L^{-1}$ alors qu'elle varie entre 0,09 et 0,16 $g_X \cdot L^{-1}$ à épaisseur constante (ici, 15 cm). En conséquence, le système s'approche des conditions turbidostatiques.

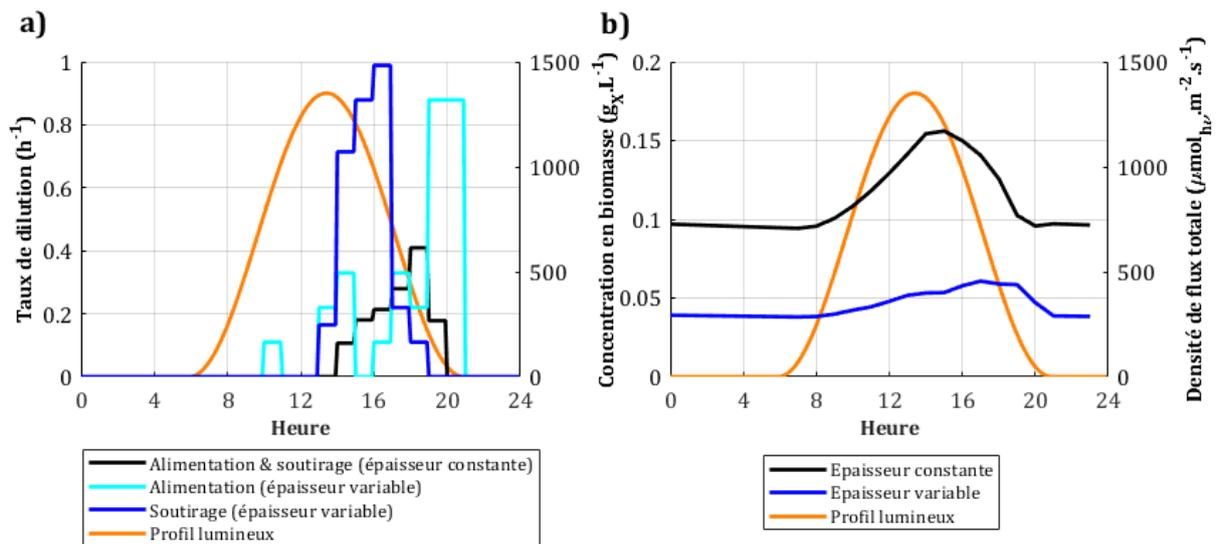


Figure 161. Stratégie MPC appliquée sur opérations à volumes constant et variable
a) loi de commande, b) concentration en biomasse

En termes de performances, l'opération volume constant avec une épaisseur de culture de 15 cm n'influence effectivement pas la production surfacique par rapport à une

opération à 2,3 *cm* (Tableau LXIV). Dissocier les flux propres au renouvellement du milieu permet certes de mieux approcher un turbidostat sous lumière variable, mais provoque aussi une légère baisse des performances (-2,5 % de production en été ensoleillé). Ceci est dû à la légère baisse des capacités de minimisation chez l’algorithme MADS lorsque le nombre total de variables à ajuster est doublé. De plus, l’épaisseur moyenne préconisée avec manipulation indépendante des flux d’entrée et de sortie du milieu reste élevée (respectivement 29,2 et 43,5 *cm* en hiver et été ensoleillés). Cela implique de travailler avec des grands volumes de culture, ce qui amène à des consommations énergétiques élevées (régulation thermique, pompage pour le renouvellement du milieu). En conclusion, l’optimisation de la production de biomasse dans un système maintenu à température optimale ne nécessite pas de faire varier l’épaisseur. Cette épaisseur nécessite seulement d’être ajustée en fonction des contraintes techniques qui vont influencer sur la croissance au-delà des capacités d’absorption de lumière. Réguler indépendamment le flux d’entrée de milieu frais du flux de récolte ne s’avère pertinent que si son ajout a une influence dans la variation thermique du système. Dans ce cas de figure, le critère d’optimisation est influencé par l’effet de la température sur la cinétique de croissance [133]. La solution dans un tel cas de figure, avec le profil de lumière la plus élevée, consiste en un apport de milieu stérile en fin de journée, suivi d’un soutirage de milieu de culture.

Tableau LXIV. Influence de la variation d’épaisseur sur les performances optimales

Productivité ($g_x \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)	Hiver nuageux	Hiver ensoleillé	Été nuageux	Été ensoleillé
$e_{cm} = 2,3 \text{ cm}$	2,27	5,75	8,12	17,47
$e_{cm} = 15 \text{ cm}$	2,27	5,75	8,11	17,48
e_{cm} variable (entre 5 et 50 <i>cm</i>)	2,27	5,75	8,08	17,04

Annexe 9. Effet de la photosensibilité sur les capacités de minimisation des algorithmes Matlab

Sous un certain seuil de photosensibilité, l'algorithme utilisé par défaut (SQP) peine à réaliser correctement l'optimisation. Pour l'étape d'optimisation à 10h00 sur l'été ensoleillé (Figure 162), la différence dans les capacités d'optimisation est considérable lorsqu'est ajoutée la notion de photosensibilité. En effet, l'algorithme SQP ne parvient pas à atteindre l'optimum identifié par les algorithmes GPS et MADS, aux environs de 14 g_X (Figure 162.b). Dans le cas d'une optimisation de production d'une souche moyennement photosensible, l'outil d'optimisation utilisé est donc l'algorithme GPS (temps de calcul moyen : $532,2 \text{ s} \cdot h_{sim}^{-1}$), puisque plus rapide que l'algorithme MADS (temps de calcul moyen : $849,8 \text{ s} \cdot h_{sim}^{-1}$). A noter que l'algorithme SQP maintient ses performances si la photosensibilité n'est que faible.

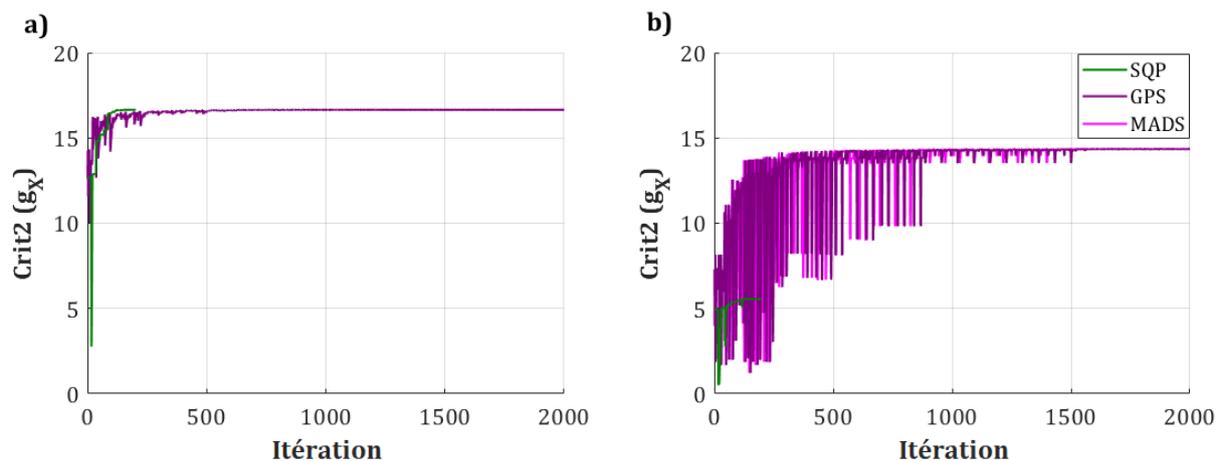


Figure 162. Trajectoire d'optimisation du critère par les algorithmes :
a) sans photosensibilité, b) avec photosensibilité moyenne

Annexe 10. Effet d'une photosensibilité latente sur la stratégie MPC

Les cellules ont en réalité une certaine capacité de résilience face à hautes lumières : les dommages causés par de la lumière photo-inhibitrice peuvent s'accumuler jusqu'à ce que les effets soient observables sur la cinétique de croissance. Cette accumulation des dommages peut être simulée en n'appliquant la pénalité de stress qu'après une durée spécifique écoulée au-dessus du seuil $\langle A \rangle_{stress}$. Ceci correspond à associer au stress une période de latence τ_{stress} en complément de l'intensité de la lumière absorbée.

Les effets de la latence d'un stress lumineux sur le comportement optimal ont été étudiés sur une souche moyennement photosensible. Plusieurs capacités de résilience ont été considérées : capacité nulle (stress instantané), capacité faible (apparition du stress après 2 heures au-dessus $\langle A \rangle_{stress}$), capacité moyenne (apparition du stress après 4 heures), capacité forte (pas d'apparition de stress). Avec quelques heures de latence du stress sur la cellule, une part active de la commande arrive prématurément : dès 11h00 pour $\tau_{stress} = 2$ heures et dès 13h00 pour $\tau_{stress} = 4$ heures (Figure 163.a). L'effet propre d'une latence intermédiaire dans l'effet du stress sur la croissance provoque une dénaturation de la commande, car elle n'est plus uniquement focalisée sur l'après-midi. En revanche, ce changement dans la nature de la commande pour des capacités de résilience au stress ne provoque pas de changement majeur dans le profil de la concentration en biomasse (Figure 163.b). Tant que la souche est susceptible de subir du stress lumineux, la stratégie optimale pour optimiser sa production en solaire consiste à maintenir une concentration élevée. Si la possible résilience d'une souche réduit légèrement la hauteur du plateau de concentration au zénith (passage de 1,5 à 1,4 $g_X \cdot L^{-1}$), le reste du profil de concentration n'est pas impacté : il se superpose au profil propre à l'apparition instantanée d'un stress.

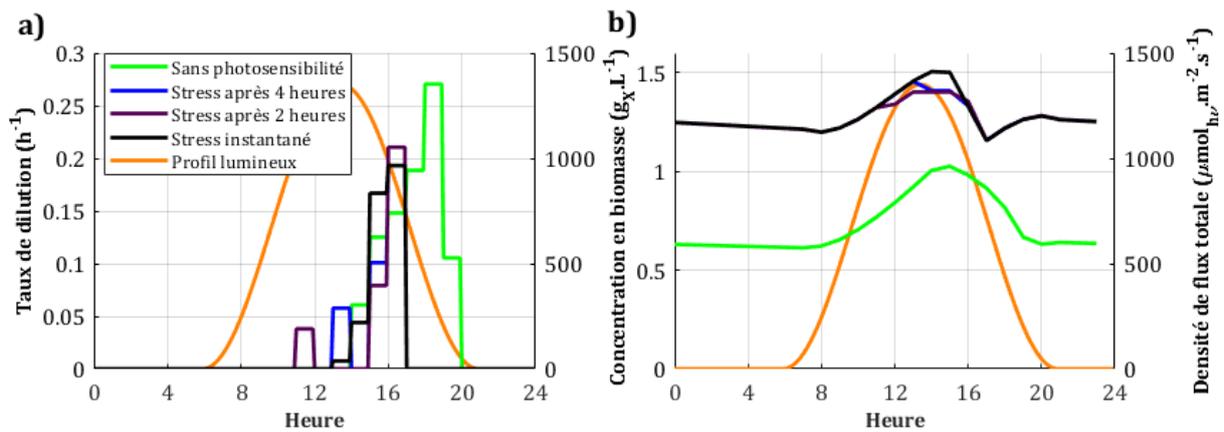


Figure 163. Stratégie MPC appliquée sur différentes latences de photosensibilité en été ensoleillé
a) lumière absorbée, b) régime lumineux

Les effets de τ_{stress} sur les caractéristiques de l'optimum apparaissent essentiellement sur la journée d'été ensoleillé (Tableau LXV). Comme vu précédemment, la productivité pour $\tau_{stress} = t_{day}$ (latence de stress égale à la période d'ensoleillement, soit équivalent à une souche non photosensible) est plus haute que pour $\tau_{stress} = 0 h$ car cela revient à considérer que la croissance n'est pas impactée par une quelconque photosensibilité. En revanche, il serait attendu que pour des capacités de résilience croissantes (τ_{stress} à 2 et 4 heures), la productivité soit progressivement augmentée. L'introduction de cette latence dans l'application de la pénalité a au final pour effet de créer du stress lumineux par dépassement du seuil $\langle A \rangle_{crit}$ pendant respectivement 1,8 et 0,7 h sur la journée. Ce stress apparaît, malgré une baisse de la dilution moyenne et est à l'origine de la baisse de productivité (pertes de 22,9 % en passant de $\tau_{stress} = 0 h$ à $\tau_{stress} = 2 h$). En résumé, la stratégie MPC peinera à maintenir une robustesse de la culture dans le cas d'un stress photosensible latent, qui n'apparaît qu'après accumulation des dommages dans la cellule.

Tableau LXV. Influence de la latence de stress photosensible sur la stratégie MPC en été ensoleillé

$\tau_{stress} (h)$	Dilution moyenne (h^{-1})	Stress lumineux (h)	Productivité ($g_x \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)
0	0,017	0,0	12,71
2	0,014	1,8	9,80
4	0,015	0,7	11,22
t_{day}	0,037	0,0	17,47

Annexe 11. Effet d'une incertitude météorologique typique sur la stratégie MPC

La prédiction imparfaite des flux collimaté (52) et diffus (53) produit des profils de commande (Figure 164.a) différents de ceux d'une prédiction parfaite. La différence la plus notable est la disparition, quel que soit l'horizon de prédiction, du mode batch pour la dernière journée à faible luminosité. Ce passage en mode batch était destiné à suffisamment augmenter la concentration en biomasse pour garantir une certaine robustesse biologique liée au stress en cas de luminosités importantes. De plus, les profils de commande semblent perdre de leur similarité pour les 3 horizons de prédiction étudiés (en prédiction parfaite, les profils étaient par exemple presque superposés pour la dernière journée à luminosité importante). Cette perte de similarité s'observe aussi pour la concentration en biomasse (Figure 164.b). C'est essentiellement après le zénith de la dernière journée peu lumineuse que les profils vont diverger, sans montrer une tendance propre à un horizon de prédiction (chaque cas de figure peut amener à une culture plus dense que les autres selon l'instant consulté). Si les profils de concentration diffèrent les uns des autres, ils ont malgré tout en commun un caractère de répétition (concentration au début et à la fin du motif : $0,4 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$). Cette valeur est la même que dans le cas de prédictions parfaites. Cela montre qu'une prédiction imparfaite, si elle est couplée à des mesures parfaites et une commande actualisée en conséquence toutes les heures, permet d'éviter non seulement le lessivage de la culture, mais aussi d'approcher un comportement relativement similaire au cas d'une prédiction parfaite.

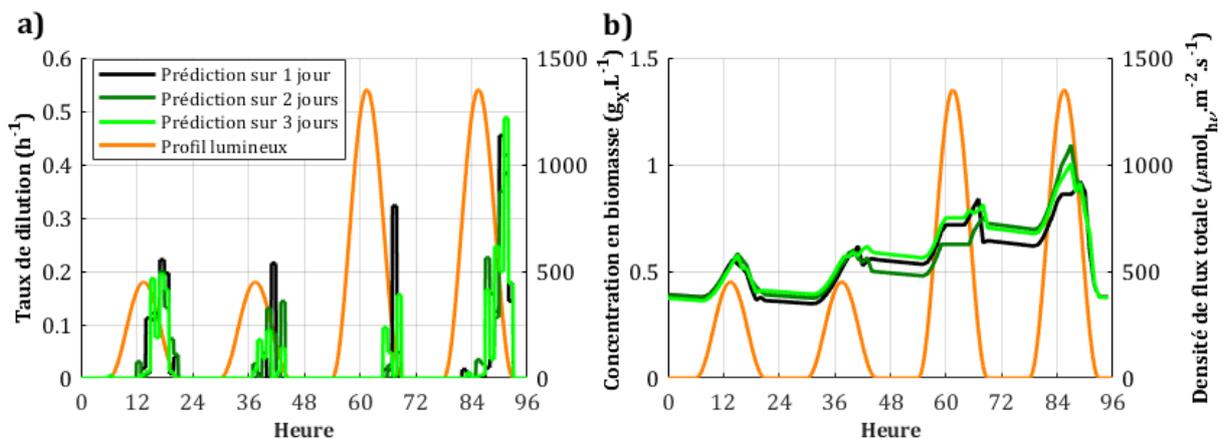


Figure 164. Effets d'une prédiction typique de la lumière sur différents horizons longs ($T_s = 2$ jours) :

a) loi de commande b) concentration en biomasse

De la même façon qu'avec une prédiction parfaite, les productions ont été moyennées sur les 4 types de scénarios, et comparées aux optima de la stratégie constante (Tableau LXVI, écarts-types ajoutés entre parenthèses). Cette stratégie constante donne la meilleure production, uniquement dans le cas où les profils de lumière quotidiens varient rapidement ($T_s = 1$ jour). Si la période du motif de répétition est de 2 ou 3 jours, il se produit l'inverse : l'optimum de production en dilution constante est toujours plus bas qu'avec la stratégie MPC imparfaite. Par conséquent, la stratégie constante pourrait s'avérer intéressante en cas uniquement de journées continuellement variables de jour en jour, face à une stratégie prédictive dégradée par des erreurs de prédictions typiques. Ce scénario est cependant peu réaliste, puisque des journées ensoleillées peuvent facilement s'enchaîner sur plusieurs jours, au même titre que des journées nuageuses.

L'introduction d'une erreur de prédiction croissante avec l'horizon (entre 1 et 3 jours) dans la stratégie MPC a des effets notables sur les performances, par comparaison à celles obtenues avec des prédictions parfaites. Premièrement, les productions sont bien moins homogènes entre les horizons de prédiction (pour une période donnée) et entre les périodes (pour un horizon donné). Il peut être supposé que cette hétérogénéité soit principalement causée par le caractère aléatoire de l'incertitude de prédiction. Toutefois, une tendance semble émerger : pour chaque horizon de prédiction, la production augmente avec la période de répétition (moyenne à $T_s = 1$ jour : $6,28 \text{ } g_X \cdot m^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$; moyenne à $T_s = 3$ jours : $7,23 \text{ } g_X \cdot m^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$). Cette augmentation est, pour tous les horizons de prédiction, plus importante lors du passage de T_s de 1 à 2 jours. Deuxièmement, l'ajout de l'erreur de prédiction implique nécessairement une perte de production pour les 9 cas de figure (moyennée, cette perte s'élève à 15,8 %, ce qui est loin d'être négligeable). Troisièmement, la meilleure production n'apparaît plus pour un horizon de prédiction de 1 jour, mais dans 2 cas sur 3 pour un horizon de 2 jours. Cette observation est rejointe par la synthèse des productions moyennées associées à chaque horizon : $6,86 \text{ } g_X \cdot m^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$ pour 1 jour, $6,98 \text{ } g_X \cdot m^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$ pour 2 jours et $6,74 \text{ } g_X \cdot m^{-2} \cdot \text{jour}^{-1}$ pour 3 jours. Ici encore, à l'instar d'une prédiction parfaite, l'horizon de prédiction de 3 jours produit les performances les plus faibles. Cependant, les performances semblent légèrement se démarquer en faveur d'un horizon de 2 jours.

Tableau LXVI. Production de biomasse avec scénarios typiques et prédiction typique

Production moyenne ($g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$)		Stratégie MPC			Stratégie constante
		Horizon de prédiction (jours)			
		1	2	3	
T_s (jours)	1	6,29 (0,22)	6,14 (0,08)	6,40 (0,06)	6,73
	2	7,04 (0,03)	7,30 (0,09)	6,88 (0,08)	6,47
	3	7,26 (0,02)	7,50 (0,04)	6,94 (0,09)	5,87

En investiguant le stress lumineux (Tableau LXVII), celui-ci est en moyenne plus long de 0,8 h par rapport à une prédiction parfaite (Tableau XXVII). Cette augmentation implique de produire un stress lumineux plus long qu'avec la stratégie constante non-prédictive. Ainsi, l'introduction seule de l'erreur de prédiction met en défaut la robustesse biologique d'une stratégie avec prédiction incertaine de la lumière, malgré un retour d'état parfait du système.

Tableau LXVII. Stress lumineux avec scénarios typiques et prédiction typique

Durée moyenne de stress lumineux ($h \cdot jour^{-1}$)		Stratégie MPC			Stratégie constante
		Horizon de prédiction (jours)			
		1	2	3	
T_s (jours)	1	1,4	1,3	1,3	0,6
	2	1,0	0,8	0,9	0,3
	3	0,9	0,6	1,0	0,4

L'introduction d'une erreur typique de prédiction semble définir un horizon de prédiction optimal à 2 jours. Cependant, il faut rappeler que ces résultats sont conditionnés par le caractère aléatoire de l'erreur de prédiction simulée. En sachant que les écarts-types pour ces trois horizons, associés aux productions moyennes, sont respectivement de $0,09 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$, $0,07 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$ et $0,08 g_X \cdot m^{-2} \cdot jour^{-1}$, il est essentiel de mentionner que ces conclusions sur les performances sont à prendre avec prudence.

Annexe 12. Prédiction de la course du Soleil dans le ciel

L'angle d'azimut représente la position horizontale du Soleil dans le ciel :

$$a_{sol}(t) = \pi + S_{sol} \cdot \arccos\left(\frac{\sin(e_{sol}) \cdot \sin(\Delta_{lon}) - \sin(\delta_{sol})}{\cos(e_{sol}) \cdot \cos(\Delta_{lon})}\right) \quad (89)$$

avec $S_{sol} = -1$ avant midi en heure locale (sinon $S_{sol} = 1$), Δ_{lon} (*rad*) la longitude du lieu considéré et δ_{sol} (*rad*) la déclinaison solaire (91). L'angle d'élévation solaire représente la position verticale du Soleil dans le ciel :

$$e_{sol}(t) = \arcsin(\sin(\Delta_{lat}) \cdot \sin(\delta_{sol}) + \cos(\Delta_{lat}) \cdot \cos(\delta_{sol}) \cdot \cos(\omega_{sol}(t))) \quad (90)$$

avec Δ_{lat} (*rad*) la latitude du lieu considéré et $\omega_{sol}(t)$ (*rad*) l'angle horaire (93).

Les heures de lever et de coucher du Soleil peuvent être déterminées respectivement lors du passage du Soleil au-dessus et en-dessous de l'horizon, autrement dit lorsque e_{sol} passe au-dessus et en-dessous de 0.

La déclinaison solaire, soit l'angle entre la direction du Soleil et le plan équatorial, est donnée par un développement en série de Fourier [275] :

$$\begin{aligned} \delta_{sol} = & 6.918 \cdot 10^{-3} - 0.39991 \cdot \cos(\gamma_{sol}) + 7.0257 \cdot 10^{-2} \sin(\gamma_{sol}) \\ & - 6.758 \cdot 10^{-3} \cdot \cos(2\gamma_{sol}) - 9.07 \cdot 10^{-4} \cdot \sin(2\gamma_{sol}) \\ & - 2.697 \cdot 10^{-3} \cdot \cos(3\gamma_{sol}) + 1.48 \cdot 10^{-3} \sin(3\gamma_{sol}) \end{aligned} \quad (91)$$

avec γ_{sol} (en *rad*) :

$$\gamma_{sol} = \frac{2\pi}{365} \cdot (n_{day} - 1) \quad (92)$$

avec n_{day} le numéro du jour dans l'année. A noter que cette méthode permet d'obtenir la plus petite erreur sur la déclinaison solaire réelle (toujours inférieure à 0,2 °) parmi 3 autres approches empiriques [276].

L'angle horaire, qui représente le déplacement de la projection du Soleil sur la sphère céleste, par rapport au minuit solaire, est :

$$\omega_{sol}(t) = TE + \Delta_{lon} + \frac{\pi}{12}(LT(t) - TZ - 12) \quad (93)$$

avec TE (rad) l'équation du temps (94), Δ_{lon} (rad) la longitude du lieu considéré, $LT(t)$ (h) l'heure locale et TZ (h) la différence avec l'UTC (le temps universel coordonné), soit le fuseau horaire. L'équation du temps traduit la différence entre le temps solaire vrai et le temps solaire moyen, en cumulant les effets d'obliquité et d'excentricité terrestres :

$$TE = \frac{\pi}{180}(ER + EC) \quad (94)$$

avec ER (rad) la réduction à l'équateur (95) et CE (rad) l'équation du centre (97). Ce modèle produit une prédiction satisfaisante de la course du Soleil, avec une avance maximale de 14,33 minutes le 11 février et un retard maximal de 16,38 minutes le 3 novembre (exemple de Greenwich en Angleterre). Avec une obliquité terrestre (inclinaison autour de l'axe de rotation) de $0,40909$ rad , la réduction à l'équateur, qui vise à filtrer les anomalies telles qu'elles seraient mesurées à l'équateur, est donnée par :

$$ER = -4.3075 \cdot 10^{-2} \cdot \sin(2EL) + 9.2503 \cdot 10^{-4} \cdot \sin(4EL) - 2.4435 \cdot 10^{-5} \cdot \sin(6EL) \quad (95)$$

La longitude écliptique EL (rad) correspond à l'angle entre le point vernal (position du Soleil sur la sphère céleste au moment de l'équinoxe de mars) et la projection de la Terre sur le plan écliptique (plan de l'orbite terrestre) :

$$EL = CE + 1.7202 \cdot 10^{-2} \cdot n_{day} + 4.8951 \quad (96)$$

L'équation du centre décrit la différence entre anomalie moyenne et anomalie vraie (même définition que l'anomalie moyenne introduite ci-après, en remplaçant l'orbite parfaitement circulaire par l'orbite réelle elliptique). Avec une excentricité terrestre de

0,01671 (paramètre définissant la forme de l'orbite, compris entre 0 et 1 pour les orbites elliptiques), un développement limité d'ordre 3 permet d'approcher cette équation du centre :

$$CE = 3.3419 \cdot 10^{-2} \cdot \sin(MA) + 3.4903 \cdot 10^{-4} \cdot \sin(2MA) + 5.0547 \cdot 10^{-6} \cdot \sin(3MA) \quad (97)$$

L'anomalie moyenne MA (*rad*), qui correspond à l'angle entre le péricentre de la Terre (point de l'orbite le plus proche du foyer de cette orbite) et la position d'une planète fictive qui aurait une orbite parfaitement circulaire mais synchrone à celle de la Terre, est décrite par [277] :

$$MA = 1.7202 \cdot 10^{-2} \cdot n_{day} + 6.24006 \quad (98)$$

avec n_{day} le numéro du jour dans l'année.

Annexe 13. Effet du climat sur la production en biomasse et la consommation en ressources

Caractéristiques climatiques des villes étudiées

L'étude des performances liées à l'application des stratégies de contrôle peut être étendue à des conditions climatiques autres que le site de Nantes, dans l'intérêt de mettre en évidence une éventuelle généricité des performances propres à chaque stratégie et de placer ces performances par rapport à la littérature. Deux autres villes ont alors été étudiées : Glasgow et Dongola (Figure 165, Tableau LXVIII). Glasgow (ville d'Ecosse) se situe dans une des zones les moins ensoleillées du globe, tandis que Dongola (ville du Soudan) se situe dans une des zones les plus ensoleillées. Comparativement à Nantes, ces deux villes reçoivent respectivement 1/3 en moins et deux fois plus de lumière.

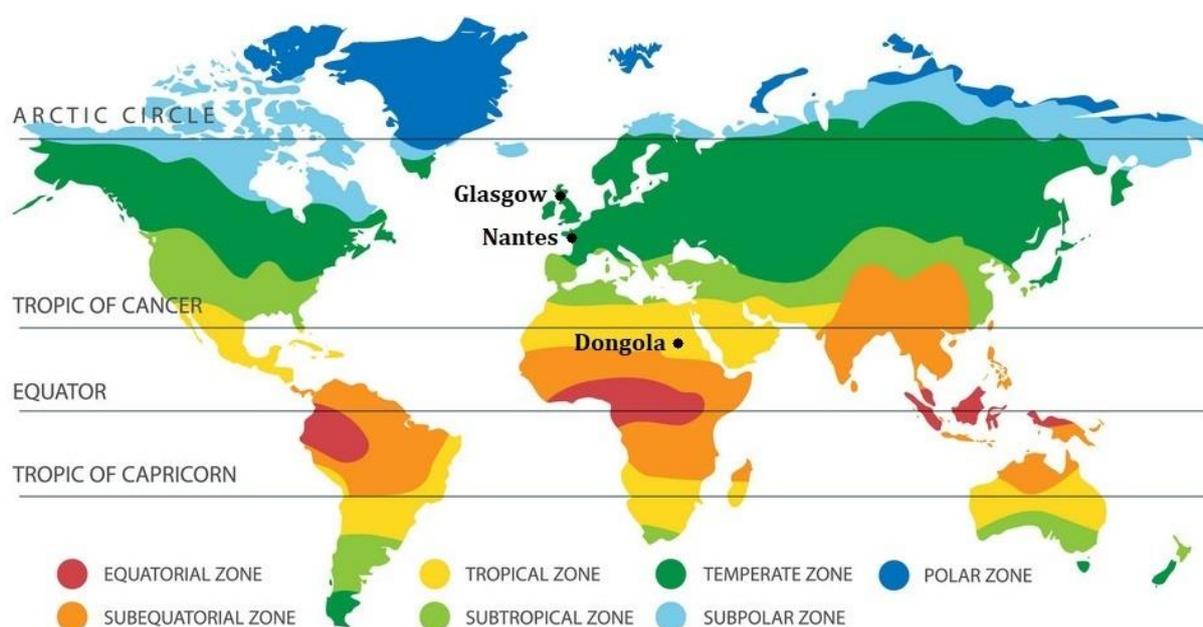


Figure 165. Climats et villes étudiés

Tableau LXVIII. Caractéristiques des villes étudiées

	Glasgow	Nantes	Dongola
Moyenne quotidienne de GHI ($W \cdot m^{-2}$)	99,7	146,1	285,5
Climat	Tempéré océanique	Tempéré océanique	Tropical
Latitude (rad)	55,861	47,217	19,173
Longitude (rad)	-4,249	-1,553	30,473
Plage de températures mensuelles	4 °C (janvier) 15 °C (août)	6 °C (janvier) 19 °C (août)	17 °C (janvier) 35 °C (août)
Jours de pluie par an	41 %	25 %	< 1 %

Scénarios lumineux des villes étudiées

Du fait de la quasi-absence de nuages denses à Dongola (hormis à quelques moments dans l'année), le profil de lumière sur 2015 prend un aspect déjà lissé (Figure 166). Le scénario d'ajustement reste donc très proche du scénario de validation. Il apparaît aussi que la lumière quotidienne en automne et en hiver dépasse les $200 W \cdot m^{-2}$ (Tableau LXIX). La lumière est donc suffisante sur toute l'année pour envisager une culture sur le long terme. A noter que les températures extérieures élevées impliquent la culture d'une souche extrémophile (température optimale élevée) ou des coûts énergétiques importants (régulation thermique par refroidissement). Pour Glasgow, les caractéristiques des scénarios restent, malgré un abaissement moyen de $50 W \cdot m^{-2}$, les mêmes qu'avec Nantes : scénario de validation irrégulier et scénario d'ajustement plus lissé.

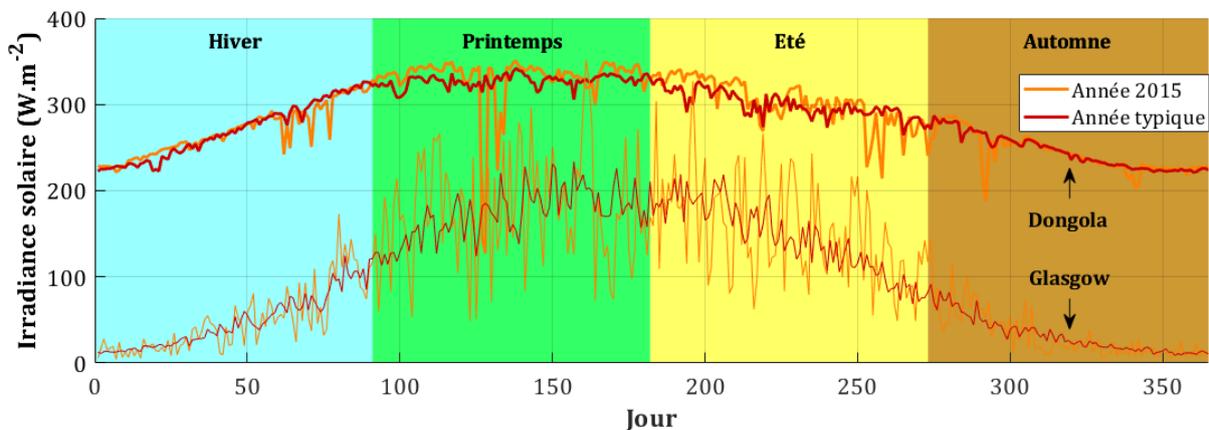


Figure 166. Scénarios d'ajustement et de validation pour Glasgow et Dongola

Tableau LXIX. Caractéristiques lumineuses saisonnières des scénarios des villes étudiées

Moyenne quotidienne de GHI ($W \cdot m^{-2}$)		Hiver	Printemps	Été	Automne	Moyenne annuelle
Glasgow	Année typique	48,7	173,2	145,0	32,0	99,7
	Année 2015	49,1	178,0	154,6	31,5	103,3
Dongola	Année typique	270,1	327,3	299,8	245,2	285,5
	Année 2015	269,2	329,8	302,3	243,8	286,2

Ajustement des stratégies non-prédictives en fonction du climat

L'augmentation de la lumière moyenne implique d'abaisser le taux de dilution en boucle ouverte pour éviter un lessivage de la culture (Figure 167.a). A noter qu'avec la lumière la plus forte (Dongola), le lessivage est moins marqué pour un léger dépassement de la valeur optimale. Dans ce cas précis, l'approche conservatrice pourrait être revue, en raison d'un risque de lessivage amoindri. L'évolution de la production en fonction de la consigne turbidostatique garde quant à elle un profil global de pic élargi (Figure 167.b), avec un sommet (optimum) se déplaçant en direction de consignes de concentration plus hautes lorsque le potentiel lumineux annuel augmente.

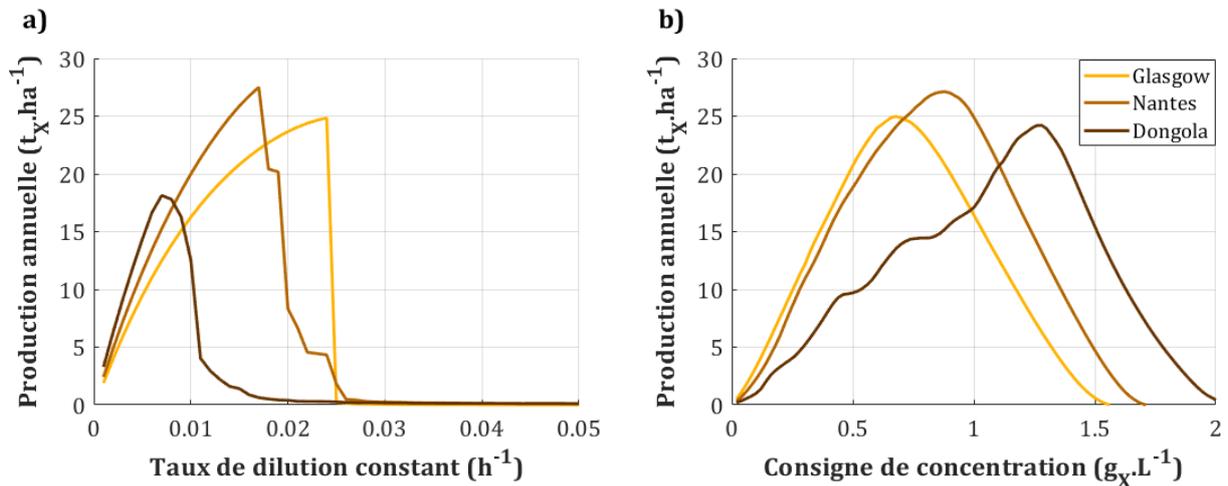


Figure 167. Identification des constantes optimales de contrôle des villes étudiées :

a) taux de dilution constant, b) consigne turbidostatique

Une fois ajustées (Tableau LXX), les stratégies ont été appliquées sur les scénarios lumineux de 2015 de Glasgow et Dongola. L'évolution des taux de dilution des stratégies en boucle ouverte est globalement inversement proportionnelle à l'évolution de la lumière annuelle (diminution du taux de facteur 3 pour une augmentation de lumière de facteur 3). A noter que l'évolution de la consigne turbidostatique (X_{sp} , en $g_X \cdot L^{-1}$) optimale semble suivre une loi linéaire fonction de la lumière moyenne reçue par le site (R^2 de 0,995). Cette loi est :

$$X_{sp} = 3,06 \cdot 10^{-3} \cdot \overline{GHI} + 0,411 \quad (99)$$

avec \overline{GHI} (en $W \cdot m^{-2}$) la moyenne quotidienne de l'irradiance solaire globale. Le comportement de la culture sur plusieurs jours a ensuite été comparé sur la période hivernale, période présentant la plus grande variation de lumière entre ces deux villes (écart de d'irradiance de $220 W \cdot m^{-2}$).

Tableau LXX. Constantes de contrôle de Glasgow et Dongola à appliquer sur le scénario de validation

	Stratégie constante	Stratégie semi-continue	Stratégie turbidostatique
Constante de contrôle	Taux de dilution constant	Taux de dilution appliqué entre 17h00 et 18h00	Consigne sur la concentration en biomasse
Glasgow	$0,012 h^{-1}$	$0,2875 h^{-1}$	$0,70 g_X \cdot L^{-1}$
Dongola	$0,0035 h^{-1}$	$0,0875 h^{-1}$	$1,28 g_X \cdot L^{-1}$

Influence du climat sur la dynamique du système

Les opérations de dilution (Figure 168.a, Figure 169.a) s'opèrent en 2^{ème} partie de journée pour les stratégies turbidostatique et optimale, à l'image de Nantes (Figure 117.a). Pour Dongola, la dilution atteint des valeurs maximales plus basses : exemple de pics inférieurs à $0,25 h^{-1}$ à Dongola et inférieures à $0,40 h^{-1}$ à Glasgow avec la stratégie optimale. En termes de concentration en biomasse, une faible luminosité (Figure 168.b) implique d'avoir un profil optimal des stratégies en boucle ouverte autour de $0,4 g_X \cdot L^{-1}$. La stratégie turbidostatique propose de façon quasi-systématique le profil le plus haut (consigne à $0,70 g_X \cdot L^{-1}$). D'un autre côté, une forte luminosité (Figure 169.b) implique que les profils en boucle ouverte rejoignent le profil de la référence industrielle pendant près de 24 heures (entre la 20^{ème} et la 41^{ème} heure).

S'agissant des concentrations en biomasse des quatre stratégies mises en œuvre, elles évoluent sur des plages notablement différentes en fonction du site de production. En effet, elles sont toujours supérieures à $1 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ à Dongola, alors qu'elles n'excèdent pas $0,8 \text{ g}_X \cdot \text{L}^{-1}$ à Glasgow.

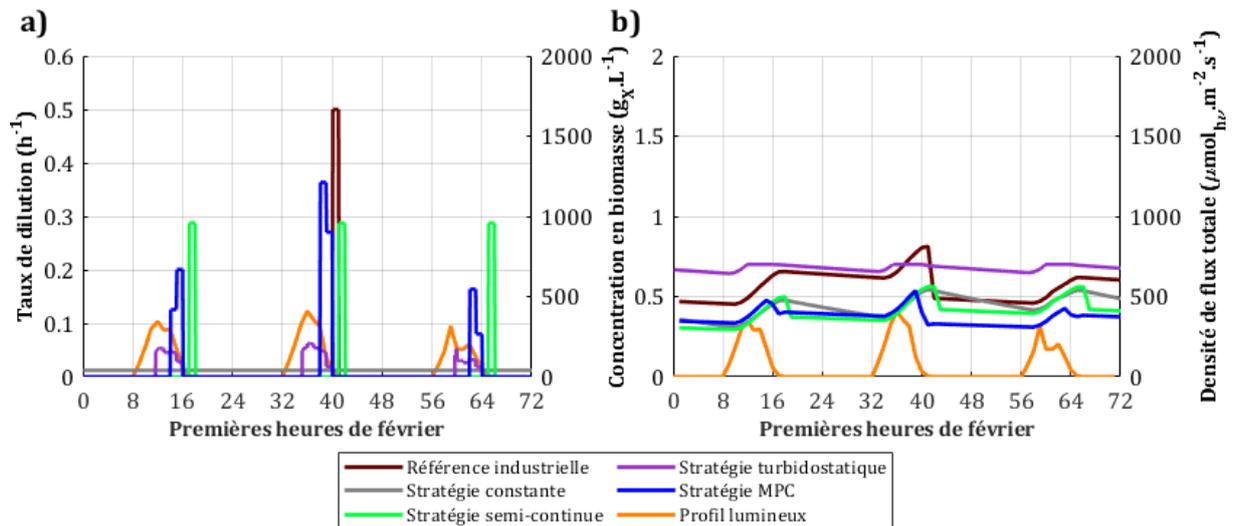


Figure 168. Paramètres liés au milieu de culture en février 2015 à Glasgow :

a) loi de commande, b) concentration en biomasse

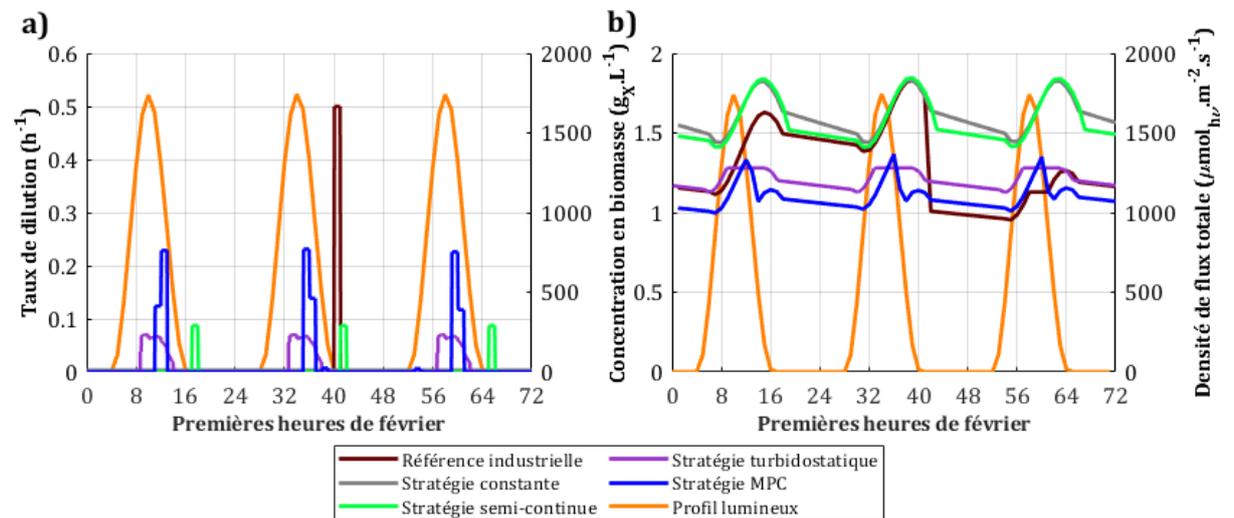


Figure 169. Paramètres liés au milieu de culture en février 2015 à Dongola :

a) loi de commande, b) concentration en biomasse

Influence du climat sur la production

En synthétisant les caractéristiques de production sur l'ensemble des stratégies pour les trois villes d'étude (Tableau LXXI), il apparaît que la stratégie optimale reste celle qui propose toujours les meilleures performances de production de biomasse. Comparativement à la stratégie de référence industrielle, les quantités récoltées sont respectivement augmentées de 130,5, 107,0 et 75,2 % pour Glasgow, Nantes et Dongola. Ainsi, en augmentant la capacité solaire sur l'année, l'amélioration des performances de production liées à une stratégie optimale est réduite.

Il est à noter que l'ensemble de ces gains avancés restent réellement intéressants, en cela qu'ils sont bien meilleurs que les gains observés sur des profils idéaux de lumière (III.4.1). Ils sont également meilleurs que les gains observés sur la moyenne de 3 saisons pour une régulation optimale du milieu d'un raceway ouvert [133] (55 % pour Nice et 76 % pour Rennes). Cette différence est à imputer non pas au modèle de croissance ou à la stratégie d'optimisation utilisée dans la littérature, mais principalement au fait que, dans un raceway, le renouvellement du milieu infère non seulement sur la captation de lumière, mais est également un vecteur de régulation thermique du système, ce qui a aussi un effet sur la productivité. Soumise aux aléas thermiques, une culture à volume variable nécessite de déterminer une épaisseur optimale pour la maximisation de la production [240], [242]. La culture en système fermé à volume constant semble au final assurer des gains de production plus élevés qu'un système à volume variable.

La stratégie MPC garantit toujours la plus haute production en conditions de mesures et prédiction parfaites. Une plus forte luminosité amène à une montée en production dans le cas des stratégies en boucle fermée (turbidostatique et MPC), ce qui n'est pas nécessairement le cas des stratégies en boucle ouverte (constante et semi-continue).

Tableau LXXI. Performances de production sur les villes étudiées

	Production ($t_x \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$)		
	Glasgow	Nantes	Dongola
Référence industrielle	10,8	13,1	15,7
Stratégie constante	17,1	16,3	10,5
Stratégie semi-continue	17,8	18,9	11,0
Stratégie turbidostatique	19,0	19,3	23,9
Stratégie MPC	24,9	27,0	27,5

Pour pallier à la perte de productivité induite par les stratégies constante et semi-continue sur le scénario de Dongola, l'approche conservatrice qui réduit le moitié le taux de dilution doit être revue pour cette localisation dont les variations de lumière d'une journée à l'autre sont minimales (Figure 170). Ceci correspond en général aux zones avec une faible couverture nuageuse sur l'année. Dans ce cas précis, l'ajustement du contrôle sur l'année typique peut directement être utilisé sur le scénario de validation. Procéder ainsi sur l'exemple de Dongola permet d'amener la stratégie semi-continue à produire $18,0 t_x \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$ (valeur proche des autres villes), et donc de dépasser les performances de la stratégie industrielle usuelle.

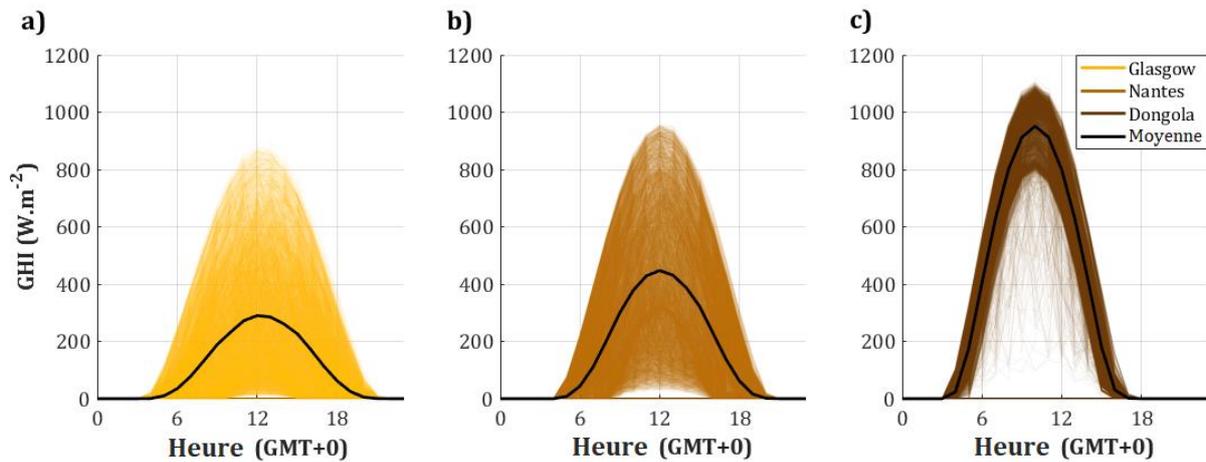


Figure 170. Variation de la lumière réelle sur 10 ans de données : a) Glasgow, b) Nantes, c) Dongola

La stratégie optimale, si elle permet d'assurer les meilleures performances, doit être comparée au maximum théorique associé au scénario (principe exposé en V.1.2 : décroissance nulle la nuit et vitesse de croissance maximale à chaque instant de la

journée), afin d'évaluer les pertes impliquées dans les différents cas de figure (Tableau LXXII). A l'échelle de l'année, ces pertes entre production maximale théorique et production optimale sont respectivement de 23,0 %, 32,8 % et 47,8 % pour les villes de Glasgow, Nantes et Dongola. Un apport de lumière important, face à la contrainte d'assurer une production optimale avec une souche faiblement photosensible, implique donc de s'écarter de moitié de la production en conditions de concentration en biomasse idéale. Ces pertes dépassent largement celles observées en phase de pré-validation (III.4.1), qui évoluaient entre 4 à 20 % en absence de photosensibilité avec des profils de lumière non réels.

En détaillant ces pertes au fil des saisons, il apparaît qu'elles sont logiquement moindres pour les périodes où la lumière est plus faible et donc où le risque de stress lumineux diminué (hiver pour Glasgow, automne pour Nantes et Dongola). A l'inverse, les périodes les plus lumineuses peuvent amener jusqu'à des pertes de 60 % (exemple du printemps dongolais). En conséquence, les productions sur les saisons les moins ensoleillées d'un site de production à haut potentiel lumineux sont supérieures à celles des saisons les plus ensoleillées. Ceci implique, pour cette localisation, que le lancement d'une culture sera plus pertinent sur la période automne-hiver, à l'inverse des latitudes plus hautes (Glasgow, Nantes) où la culture sera plus pertinente sur la période printemps-été. En conclusion, fort potentiel lumineux saisonnier ne rime pas nécessairement avec meilleure production. Ainsi, le but de la stratégie optimale est double : proposer une production minimale pour les saisons les moins intéressantes des villes à bas potentiel lumineux et proposer une production peu dégradée pour les saisons les plus intéressantes d'une ville à haut potentiel lumineux. En conditions d'implémentation parfaites, ceci permet d'assurer une durabilité dans la culture de microalgues, avec des cultures en conditions extérieures pouvant s'étendre sur plus de la moitié de l'année.

Tableau LXXII. Performances de la stratégie MPC sur les villes étudiées

Production ($t_x \cdot ha^{-1} \cdot an^{-1}$)	Glasgow		Nantes		Dongola	
	Optimale	Théorique	Optimale	Théorique	Optimale	Théorique
Hiver	4,22	4,97	6,22	7,60	8,06	14,18
Printemps	8,94	12,29	7,39	13,41	4,81	12,00
Eté	8,66	11,37	7,94	12,81	5,25	12,35
Automne	3,04	3,65	5,48	6,42	9,35	14,12
Année	24,9	32,3	27,0	40,2	27,5	52,7

Influence du climat sur la consommation en ressources

En termes d'eau et d'énergie consommée pendant la phase de culture, les conclusions propres à Nantes sont transposées à la ville de Glasgow (Tableau LXXIII) : ressources mieux économisées avec la stratégie de référence industrielle et moins bien économisées avec la stratégie optimale. Avec Glasgow cependant, les valeurs sont plus hautes. En effet, le risque amoindri d'apparition de stress lumineux pour cette ville au faible potentiel lumineux permet de travailler avec une culture moins dense, et donc de plus renouveler le milieu. Les conclusions sont différentes pour Dongola : la stratégie la plus économe est la stratégie constante. Comme vu précédemment, celle-ci nécessiterait d'être modulée sur des localisations au fort potentiel solaire afin de garantir des productions plus hautes que la référence industrielle. En raison de ce fort potentiel lumineux, la culture doit être plus concentrée pour garantir des productions suffisantes en limitant le stress en hautes lumières. Ainsi, le renouvellement du milieu est moindre (presque moitié moins d'eau utilisée par la stratégie optimale comparativement à Glasgow). Ceci implique aussi une durée de pompage quotidienne réduite (réduction de presque 1 heure pour les stratégies en boucle fermée). Concernant la demande en énergie sur la phase de culture, elle est bien inférieure à celle obtenue pour Glasgow (près de 40 % de réduction avec la stratégie optimale).

Tableau LXXIII. Caractéristiques de consommation en 2015 sur les villes étudiées

	Eau utilisée ($m_{water}^3 \cdot jour^{-1}$)			Durée de pompage ($h \cdot jour^{-1}$)			Demande en énergie ($MJ \cdot jour^{-1}$)		
	Glasgow	Nantes	Dongola	Glasgow	Nantes	Dongola	Glasgow	Nantes	Dongola
Référence industrielle	38,2	38,2	38,2	0,3			13 957	9 610	9 049
Stratégie constante	66,2	46,9	19,3	24,0			14 615	9 823	8 660
Stratégie semi-continue	66,1	54,6	20,1	1,0			14 615	9 995	8 673
Stratégie turbidostatique	74,5	60,3	51,1	6,5	5,9	5,4	15 159	10 373	9 170
Stratégie optimale	127,1	117,7	69,6	3,7	3,3	2,9	16 071	11 449	9 709

La demande énergétique est fortement liée à la demande en chaud et en froid pour le maintien de la plage de températures optimale pour la croissance. A titre d'exemple sur la stratégie optimale, elle représente respectivement $12\,314 MJ \cdot jour^{-1}$, $7\,894 MJ \cdot jour^{-1}$ et $7\,148 MJ \cdot jour^{-1}$ sur les villes de Glasgow, Nantes et Dongola, soit près de $\frac{3}{4}$ de la demande totale d'énergie. Cette demande est, de façon logique, également sensible à la plage de températures dans laquelle doit se maintenir le système et au climat du site de production.

Lien entre potentiel lumineux et performances industrielles

Pour finir sur la généricité des performances face au potentiel solaire des sites de production, le lien entre ressource solaire disponible et performances industrielles majeures est étudié. L'évolution de la production en fonction de la lumière annuelle (Figure 171.a) ne montre aucune relation linéaire, pour aucune des stratégies adoptées. De plus, la stratégie constante, qui retranscrit en conditions solaires le mode de production optimale associé à une lumière constante (artificielle), semble progressivement perdre en performances face à l'augmentation du potentiel lumineux. Avec la montée en potentiel lumineux, l'écart de production entre stratégie turbidostatique et stratégie MPC semble se réduire. Cet écart restera non négligeable, du fait que Dongola fait déjà partie des villes au plus haut potentiel lumineux sur Terre. La réduction de cet écart passera donc nécessairement par une adaptation de la consigne de la loi turbidostatique (si les dégradations des performances par des mesures

ou modèles incertains sont négligées). La demande en énergie en fonction de la lumière annuelle (Figure 171.b) ne répond pas non plus à une relation linéaire. Cependant, pour une souche dont la plage optimale de température serait relativement haute (entre 25 et 35 °C), la demande en énergie serait toujours plus faible avec une augmentation de la ressource solaire disponible, en raison du lien fort entre ensoleillement et normales de températures.

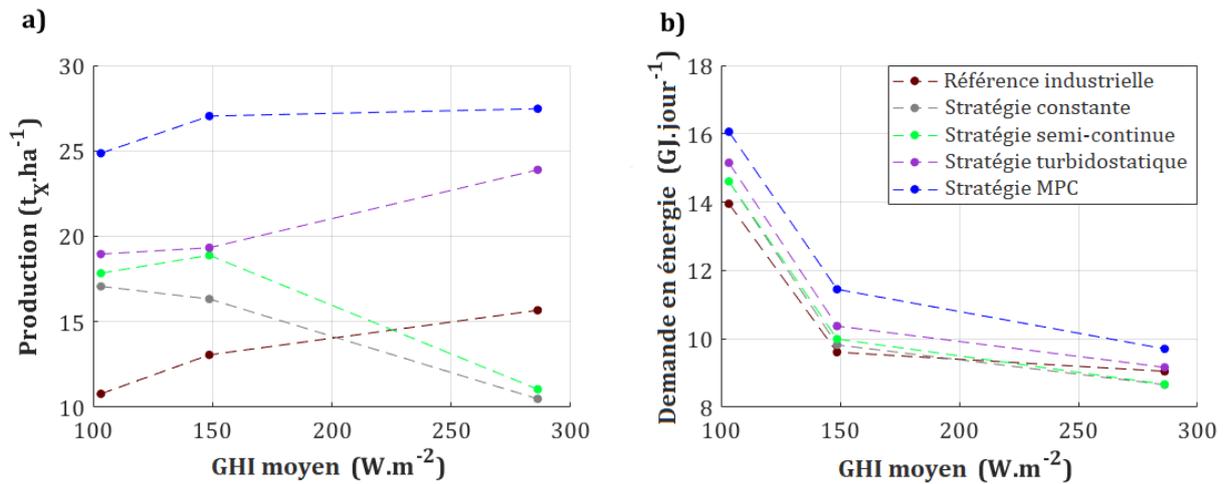


Figure 171. Effet de la lumière annuelle sur les performances industrielles :

a) production, b) consommation

Annexe 14. Installation en extérieur des « flat panels »

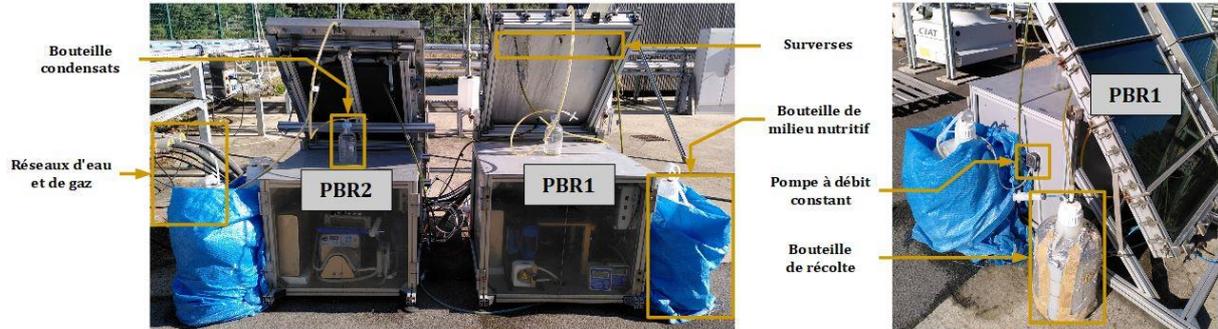


Figure 172. Vues arrière et de profil des photobioréacteurs plans en extérieur

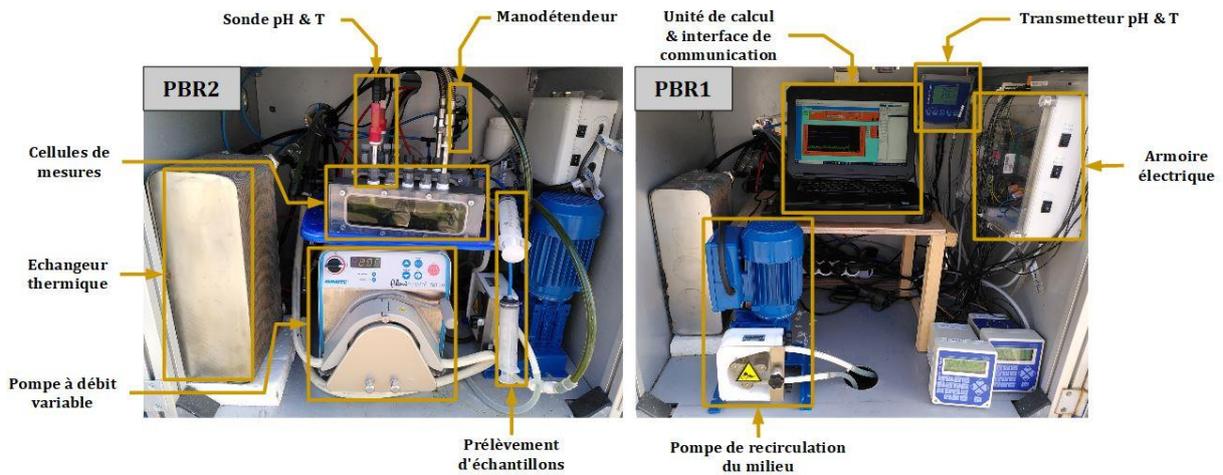


Figure 173. Zoom sur les appareillages intégrés aux systèmes en extérieur

Annexe 15. Conception de la cellule de mesure

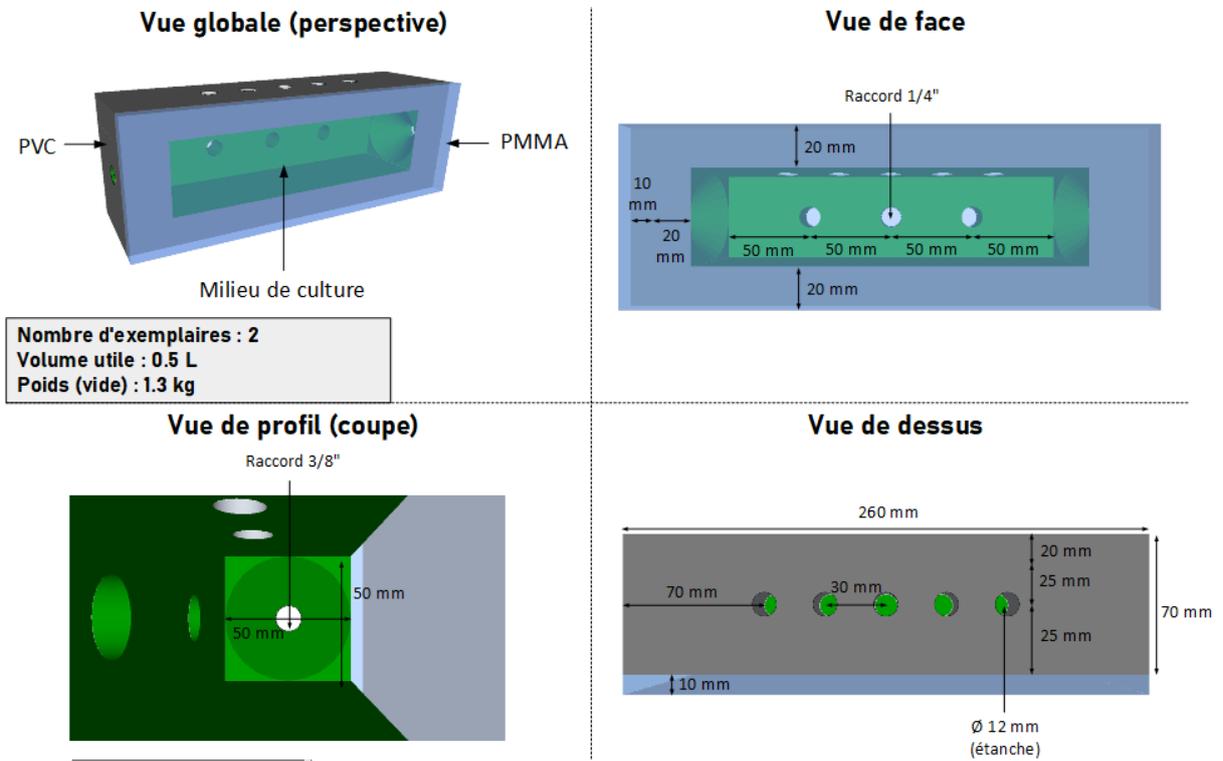


Figure 174. Visuels de la cellule de mesure

Annexe 16. Protocole de mesure des matières sèches

Le principe repose sur la mesure de matières sèches au sein d'un échantillon de volume de culture connu. Cette mesure est à réaliser en triplicat (3 mesures par échantillon). Les filtres sont placés 24 heures à l'avance dans leurs coupelles à l'étuve à 110 °C afin d'évaporer l'eau résiduelle. Avant la pesée de ces filtres, il est nécessaire de les laisser dans un dessiccateur le temps qu'ils retombent à température ambiante et que ceci n'influe pas sur la mesure de la micro-balance. L'ensemble coupelle+filtre est pesé : la masse est notée m_{cf} . Depuis l'échantillon, peser dans un Falcon le volume (environ 5 mL) prélevé à la micro-pipette : la masse est notée m_v . Ici, il est considéré que la densité du milieu de culture est égale à 1, ce qui implique que 1 g de milieu équivaut à 1 mL.

Afin de déposer les microalgues sur les filtres, le filtrage par procédé Buchner est utilisé. Le filtre est déposé (côté quadrillé vers le haut) sur la grille plastique, puis le dispositif est refermé. La pompe est allumée, puis le volume est versé sur le filtre. Le Falcon doit être rincé afin de déposer sur le filtre toutes les microalgues de l'échantillon. Le bol doit également être rincé, pour les mêmes raisons. Une fois le filtrage terminé, le filtre est redéposé dans sa coupelle. Si un liseret blanc continu apparaît aux bords du filtre, cela confirme l'absence de dépôt de microalgues dans le rétentat et la présence de toutes les microalgues sur le filtre.

L'ensemble filtre+coupelle est déposé à l'étuve pour 24 heures. En cas de nécessité de gain de temps, 2 passages successifs à la thermobalance peuvent également suffire pour faire évaporer toute l'eau du filtre. L'ensemble coupelle+filtre+microalgues est ensuite pesé : la masse est notée m_{tot} . La concentration massique de micro-organismes au sein du milieu est alors :

$$X = \frac{m_{tot} - m_{cf}}{m_v} \quad (100)$$

Avec le triplicat et en considérant une culture axénique de microalgues, la concentration en biomasse dans le milieu correspond à la moyenne des trois concentrations massiques. L'écart-type associée à la mesure expérimentale peut également être sorti.

Annexe 17. Protocole de dosage des pigments

Principe

Le principe repose sur l'extraction des pigments de leur matrice biologique et leur solubilisation dans un solvant organique. Les chlorophylles et les caroténoïdes sont des molécules peu polaires et donc insolubles dans l'eau. Le méthanol est un alcool qui a la particularité de solubiliser une grande variété de molécules plus ou moins polaires, dont les pigments. De plus, il a la propriété de déstructurer les lipides membranaires et de mener à une lyse cellulaire totale. Les pigments, intracellulaires, vont alors passer en solution dans ce solvant et pourront être quantifié par spectrophotométrie.

Préparation

- Tubes Eppendorf + portoir.
- Micropipettes.
- Méthanol (qualité analytique).
- Etuve à 45°C.

Analyse

- Spectrophotomètre.
- Cuves verre (ou quartz) pour spectrophotomètre

Sécurité

- Hotte aspirante.
- Gants en nitrile.
- Lunettes de protection.

Prérequis

- Utilisation du spectrophotomètre
- Pipetage

Précautions

Le méthanol est un produit volatile et toxique. Il doit impérativement être manipulé sous hotte aspirante (en marche), avec port de gants et de lunettes de protection. Lorsque les échantillons sont sortis de l'enceinte ventilée, les cuves doivent être munies de leur bouchon. L'utilisateur doit avoir pris connaissance de la fiche de sécurité du méthanol avant toute utilisation. Les poubelles de paille à solvant sont situées sous la hotte. En aucun cas elles ne doivent en sortir. Lorsqu'elles sont pleines, des bidons spécifiques, situés sous la paille de la hotte sont prévues pour les vider. La vidange des poubelles de paille doit se faire sous la hotte. Pour rappel, le méthanol et l'acétone sont des «Solvants Organiques non Chlorés ».

Extraction

Prélever un volume V_1 entre 1 et 2 mL de culture de microalgue. Centrifuger 10 minutes à 13400 x g (centrifugeuse MiniSpin). Eliminer précautionneusement le surnageant, sans resuspendre ou prélever la moindre partie du culot. Ajouter un volume V_2 de 1.5 mL. Resuspendre le culot à l'aide d'un vortex et si nécessaire de quelques minutes au bain à ultrasons. Incuber entre 45 minutes et 2 heures dans l'étuve à 45 °C.

Introduire un volume V_1 supérieur ou égal à 250 μ L de suspension de microalgue dans un tube Eppendorf. Compléter à 1.5 mL (Volume V_2) avec du méthanol. Incuber entre 45 minutes et 2 heures à l'étuve à 45°C.

Séparation

A la fin de l'incubation, centrifuger les échantillons 10 minutes à 13400 x g (MiniSpin). Vérifier que le culot présente une coloration blanche, caractéristique d'une extraction complète des pigments de leur matrice biologique. Si ce n'est pas le cas, prélever précautionneusement tout le méthanol et recommencer une extraction avec du solvant frais, afin d'épuiser la biomasse en pigments.

Analyse spectrophotométrique

Utiliser des cuves en verre (conseillé) ou en quartz. Les cuves en plastiques sont attaquées par le méthanol et pourraient fausser la mesure. Les cuves doivent être propres, sans particules ni trace de précipités. Le cas échéant, les rincer à l'eau osmosée, puis à l'acétone. Lorsque l'acétone est complètement évaporé et les cuves propres, en préparer deux avec du méthanol pur.

Les mesures sont à effectuer à (i) 480 nm, (ii) 652nm, (iii) 665nm, et (iv) 750nm. Ces longueurs d'ondes correspondent aux longueurs d'ondes caractéristiques des (i) caroténoïdes, de (ii) la Chlorophylle B, de la (iii) Chlorophylle A et de (iv) la turbidité. Calibrer le blanc avec les deux cuvettes. Faire une mesure d'échantillon afin de vérifier que le blanc est propre ($Abs < 0.001$). Retirer l'une des deux cuvettes et laisser l'autre en place. Cela permet au spectrophotomètre de maintenir la ligne de base stable dans le temps.

Pour chaque échantillon, rincer la cuvette à l'acétone. Lorsque celle-ci est sèche et propre, placer environ 1 mL d'échantillon et mettre en place dans le spectrophotomètre. Lancer la mesure d'échantillon. Si l'absorbance dépasse 1, récupérer la solution dans un tube Eppendorf propre et diluer en fonction pour que l'absorbance soit inférieure à 1 lors de la prochaine mesure.

Calculs des concentrations en pigments

En fonction des souches de microalgues, différentes équations permettent de remonter à la composition pigmentaire (en $\mu\text{g/mL}$ de suspension de microalgue)[278], [279].

Chlorophycées (Chlorella sp., Chlamydomonas sp., Scenedesmus sp.) :

$$[Chl - a] = \frac{V_2}{V_1} (-8.0962xA_{652} + 16.5169xA_{665}) \quad (101)$$

$$[Chl - b] = \frac{V_2}{V_1} (27.4405xA_{652} - 12.1688xA_{665}) \quad (102)$$

$$[Caroténoïdes] = \frac{V_2}{V_1} (4xA_{480}) \quad (103)$$

Eustigmatophycées (Nannochloropsis sp.) :

$$[Chl - a] = \frac{V_2}{V_1} (13.9xA_{665}) \quad (104)$$

$$[Caroténoïdes] = \frac{V_2}{V_1} (4xA_{480}) \quad (105)$$

Cyanobactéries (Arthrospira platensis, Synechocystis) :

$$[Chl - a] = \frac{V_2}{V_1} (12.9447 \times A_{665}) \quad (106)$$

Diatomées (Phaeodactylum) :

$$[Chl - a] = \frac{V_2}{V_1} (12.9447 \times A_{665}) \quad (107)$$

$$[Chl - c1 + c2] = \frac{V_2}{V_1} (28.8191 \times A_{632} - 6.0138 \times A_{665}) \quad (108)$$

Remarques

Afin de pouvoir évaluer la précision des mesures, chaque échantillon dont on veut connaître la concentration en pigments doit être dosée en triplicat. Un écart-type important entre les dosages peut être signe d'une extraction non complète. Pour des microalgues vertes, une absorbance à 480 nm proche de celle à 665 nm peut révéler un potentiel stress des cellules.

Annexe 18. Composition du milieu BBM (Bold Basal Medium)

La préparation du milieu BBM consiste essentiellement en la dissolution de sels en eau osmosée dans un ordre spécifique afin d'éviter des réactions de précipitation. Pour la préparation d'un grand volume de milieu, une simple relation de proportionnalité est à utiliser quant à la quantité de sels à ajouter par rapport à 1 L de milieu (Tableau LI).

Tableau LXXIV. Ordre d'ajout des composés pour la préparation du milieu BBM

Composé	Formule brute	Quantité
Milieu BBM (1 L)		
Nitrate de sodium	NaNO ₃	7,5 g
Sulfate de magnésium heptahydrate	MgSO ₄ ·7H ₂ O	225 mg
Chlorure de calcium dihydrate	CaCl ₂ ·2H ₂ O	25 mg
Additif 1	/	1 mL
Additif 2	/	1 mL
EDTA dissodique dihydrate	Na ₂ EDTA·2H ₂ O	50 mg
Sulfate de fer heptahydrate	FeSO ₄ ·7H ₂ O	14 mg
Dipotassium phosphate	K ₂ HPO ₄	150 mg
Potassium phosphate	KH ₂ PO ₄	123 mg
Bicarbonate de sodium (ajout après autoclave)	NaHCO ₃	1,26 g
Additif 1 (1 L)		
Sulfate de zinc heptahydrate	ZnSO ₄ ·7H ₂ O	222 mg
Nitrate de cobalt hexahydrate	(NO ₃) ₂ Co·6H ₂ O	440 mg
Sulfate de cuivre	CuSO ₄	79 mg
Acide orthoborique	H ₃ BO ₃	2,86 g
Chlorure de manganèse tetrahydrate	MnCl ₂ ·4H ₂ O	1,81 g
Additif 2 (1 L)		
Molybdate de sodium dihydrate	Na ₂ MoO ₄ ·2H ₂ O	260 mg

Annexe 19. Protocole de mise en culture d'une colonne 100 L (AlgoSolis)

La culture en colonne est la dernière étape de la montée en échelle en lumière artificielle.

Tableau LXXV. Protocole de préparation et mise en culture du scobalite de 100 L

Étapes	Détails	Matériel requis
Vérification matériel	<ul style="list-style-type: none"> • Vérifier la propreté du photobioréacteur • Vérifier les connexions (tuyaux, robinet, clapet) <i>S'assurer que les vannes des arrivées générales de CO2 et d'Air comprimée sont bien fermées</i> • Vérifier le bon fonctionnement des néons (si besoin calibrer la lumière) 	<ul style="list-style-type: none"> • Scobalite • Connexions et tuyaux de gaz • Panneau de Néons • (Luminomètre)
Stérilisation des accessoires	<p>Autoclaver :</p> <ul style="list-style-type: none"> - les filtres (évent + filtre CO2 et Air comprimé) - la bouteille de transfert de l'inoculum (<i>dans le cas où l'inoculum provient d'un ballon</i>) - la solution de sulfite de sodium (25,5 g de Na2SO3 dans 500 mL d'eau osmosée) - les tuyaux Legris® autoclavables - le tuyau Masterflex® de remplissage - 1.5 L d'eau osmosée de rinçage 	<ul style="list-style-type: none"> • Autoclave • 3 Filtres Sartorius® Midisart 2000 • Tuyaux Legris® autoclavable • Tuyau Masterflex® • 2 bouteilles autoclavables de 2 L avec bouchons passe-parois • 1 bouteille autoclavable de 1 L avec bouchons passe-parois • Sulfite de sodium • Eau osmosée
Montage du matériel	<ul style="list-style-type: none"> • Montage du scobalite • Montage des réseaux de gaz (connexion des tuyaux autoclavés sous flamme) • Fermer la vanne d'évacuation 	<ul style="list-style-type: none"> • Connexions CO2 et Air comprimé • Bec bunsen • Pissette d'éthanol
Étalonnage de la sonde pH	<ul style="list-style-type: none"> • Suivre les indications d'étalonnage données par le fabricant • Visser la sonde sur le scobalite 	<ul style="list-style-type: none"> • Solution tampon pH 7,0 et 4,01 • Pissette d'eau osmosée • Récipient • Papier
Vérification d'étanchéité	<ul style="list-style-type: none"> • Remplir le scobalite d'environ 10 L d'eau osmosée • Allumer le bullage d'air • Vérifier la présence d'éventuelles fuites • Vidanger le réacteur 	<ul style="list-style-type: none"> • 10 L d'eau osmosée • Bêcher ou seau
Stérilisation des tuyaux de gaz	<ul style="list-style-type: none"> • Injecter à la pompe péristaltique 1 L de solution de Javel à 1‰ dans les tuyaux de gaz en aval des filtres (<i>faire varier toutes les vannes pour s'assurer du passage de la javel dans tous les réseaux</i>) • Laisser agir 20 min • Vidanger le réacteur • Injecter de la même manière 1.5 L d'eau osmosée autoclavée • Connecter sous flamme les filtres CO2 et Air comprimé • Vidanger le réacteur • Faire passer de l'air dans l'ensemble des réseaux de gaz de façon à chasser toute l'eau 	<ul style="list-style-type: none"> • Pompe péristaltique • Bouteille de 1 L • 1 mL de Javel • Eau osmosée • 1.5 L d'eau osmosée autoclavée • 2 Filtres Sartorius® Midisart 2000 autoclavés • Bec bunsen • Pissette d'éthanol

Étapes	Détails	Matériel requis
Stérilisation du scobalite	<ul style="list-style-type: none"> • Remplir le scobalite de 115 L d'eau osmosée (à l'aide d'une pompe à air comprimée) • Ajouter 115 mL de Javel • Mettre un bullage d'air pour l'agitation • Refermer le scobalite • Connecter de façon stérile les bouchons, l'évent et le tuyau d'alimentation (Masterflex®) • Laisser agir pendant plusieurs heures <p><i>Les étapes de stérilisation des tuyaux de gaz et du scobalite doivent s'effectuer à la suite</i></p>	<ul style="list-style-type: none"> • Pompe à air comprimée Sandpiper® • Bidon Nalgène® 50 L • Eau osmosée • 115 mL de Javel • Bec bunsen • Pissette d'éthanol • 1 Filtre Sartorius® Midisart 2000 autoclavé • Tuyau Masterflex® autoclavé
Neutralisation de la javel et vidange	<ul style="list-style-type: none"> • Connecter, sous flamme, la bouteille de solution de Sulfite de sodium (Na₂SO₃) autoclavée au tuyau d'alimentation • Injecter la solution • Laisser agir 1h • Vidanger entièrement le scobalite <p><i>!\ Après la vidange, injecter rapidement le milieu de culture ainsi que l'inoculum de façon à ne pas laisser sécher la sonde pH</i></p>	<ul style="list-style-type: none"> • Solution de Na₂SO₃ autoclavée • Bec bunsen • Pissette d'éthanol • Pompe péristaltique
Injection de l'inoculum	<ul style="list-style-type: none"> • Sous flamme, déconnecter la bouteille de sulfite, connecter celle de l'inoculum • Injecter l'inoculum 	<ul style="list-style-type: none"> • Inoculum • Bec bunsen • Pissette d'éthanol • Pompe péristaltique
Injection de milieu	<ul style="list-style-type: none"> • Sous flamme, déconnecter la bouteille de l'inoculum, nettoyer l'extrémité du tuyau d'alimentation à l'éthanol et connecter le filtre liquide • Injecter le milieu à travers le filtre liquide (minimum 10 L) • Injecter un peu d'eau osmosée à la suite du milieu pour rincer le filtre • Avec une pince de Morh, boucher le tuyau d'alimentation en sortie du filtre liquide 	<ul style="list-style-type: none"> • Bec bunsen • Pissette d'éthanol • Filtre liquide Sartorius® Sartobran 300 • Milieu de culture • Pince de Morh
Réglages	<ul style="list-style-type: none"> • Régler la consigne pH sur la centrale d'acquisition • Ouvrir la vanne de CO₂ <p>Régler le débit d'air comprimé</p> <ul style="list-style-type: none"> • Régler débit de CO₂ pour faire baisser le pH juste en dessous de la consigne à ± 0.05 	

Après utilisation		
Récolte	<ul style="list-style-type: none"> • Connecter en sortie récipient de collecte stérile • Ouvrir la vanne de sortie • Pour diluer la culture, injecter du milieu (cf. étape «Injection de milieu ») 	<ul style="list-style-type: none"> • Bidon Nalgène avec passe-parois
Destruction	<ul style="list-style-type: none"> • Fermer la vanne de CO₂ • Eteindre les néons • Ajouter 115 mL de Javel • Laisser agir quelques heures, puis vérifier la transparence • Vidanger le scobalite en mettant une passoire ou un tamis en sortie de façon à récolter les amas non-détruits • Les amas d'algues retenues sont détruits dans un récipient poubelle • Rincer le scobalite (plusieurs remplissages et vidanges peuvent être nécessaires) 	<ul style="list-style-type: none"> • Javel • Passoire • Bidon poubelle ou seau
Nettoyage	<ul style="list-style-type: none"> • Rincer pour éliminer au maximum la Javel • Nettoyer le scobalite avec une éponge douce et du savon • Rincer abondamment le savon à l'eau du réseau • Rincer à l'eau osmosée • Pour éviter les traces de calcaire • Nettoyer les connexions gaz et accessoires avec un écouvillon 	

Annexe 20. Protocole de mise en culture des panneaux « air-lift »

Ce protocole est à appliquer dans le cas de la culture en parallèle des deux panneaux « air-lift » de 25 L d'AlgoSolis.

Tableau LXXVI. Étiquetage du matériel associé aux photobioréacteurs plans de 25 L

Photobioréacteurs	PBR 1	PBR2
Circuit gaz		
Electrovanne air	GEvA	
Electrovanne CO2	GEvC	
Tuyaux gaz air	GA1	GA2
Tuyaux gaz CO2	GC1	GC2
Tuyaux gaz mixte	GM1	GM2
Filtres Sartorius® Midisart air	GfA	
Filtres Sartorius® Midisart CO2	GfC	
Circuit culture		
Tuyaux PBR vers bloc sondes	CBSs1	CBSs2
Tuyaux bloc sondes vers PBR	CBSe1	CBSe2
Tuyaux récoltes	CR1	CR2
Tuyaux injection du milieu	CM1	CM2
Event	CC1	CC2
Bloc sondes	BS1	BS2
Bouteille inoculum	CBI	
Bouteille récolte	CBR1	CBR2
Bouteille condensat	CBC1	CBC2
Bouteille milieu frais	CBM1	CBM2
Circuit thermique		
Electrovanne eau chaude	TEvC1	TEvC2
Electrovanne eau froide	TEvF1	TEvF2
Tuyaux eau chaude du réseau	TCR	
Tuyaux eau froide du réseau	TFR	
Tuyaux eau chaude depuis échangeur	TC1	TC2
Tuyaux eau froide depuis échangeur	TF1	TF2
Echangeur thermique	TET1	TET2

Tableau LXXVII. Inventaire associé aux photobioréacteurs plans de 25 L

Culture		
Circuit gaz (air, CO₂)	Circuit culture	Circuit thermique
<ul style="list-style-type: none"> - 2 manodétendeurs - 2 vannes à pointeau micrométrique - 2 clapets anti-retour - 2 électrovannes - Connectiques - Tuyaux de gaz 	<ul style="list-style-type: none"> Inoculum : - Bouteille 5 L - Colonne 50 L - 2 Filtres liquide Sartorius® Sartobran 300 - 4 Filtres liquide Sartorius® Midisart 200 - Tuyaux Masterflex® - Tuyaux Legris® 	<ul style="list-style-type: none"> - 2 échangeurs thermiques - 4 électrovannes - Tuyaux Legris® (diamètre 12)
	<ul style="list-style-type: none"> PBR : - 2 Bidons Nalgène® de 50 L (milieux) - Bidon Nalgène® (inoculum) - 2 Bouteilles de 1 L (condensats) - Bidons Nalgène® de 20 L (récoltes) - 2 Filtres Sartorius® - 2 Filtres Midisart® 200 - 2 Blocs sondes - 3 pompes à débit constant - 1 pompes à débit variable - 4 clapets anti-retour - 2 seringues 20 mL - 3 Pincés de Mohr à vis - 3 Pincés de Mohr à ressort - Tuyaux Masterflex® et Legris® (diamètre 12) 	
Montage/démontage	Nettoyage/destruction	Stérilisation/vidange
<ul style="list-style-type: none"> - Clés Allen (4, 5, 6) - Clés à molette (17 et 19) - Tournevis plat - Joint d'étanchéité profilé P 	<ul style="list-style-type: none"> - Éponge - Écouvillon - Eau osmosée - Bidon 50 L 	<ul style="list-style-type: none"> - Acide peroxyacétique - Éthanol 70% - Autoclave - Bec bunsen - Fut poubelle

Stérilisation des accessoires

Les accessoires suivants doivent être stérilisés, par un passage à l'autoclave :

- filtres (évents, Sartorius® Sartobran 300 et Sartorius® Midisart 200)
- bidons Nalgène dans lequel l'inoculum sera transféré
- Erlenmeyers et/ou bouteilles de milieu de culture
- tuyaux Masterflex® autoclavables
- eau osmosée (2 fois le volume total des PBRs) pour le rinçage
- connectiques autoclavables.

Démontage et nettoyage

Avant la phase de démontage, vérifier que :

- tous les appareils sont éteints
- les vannes des réseaux gaz et eau sont fermées.

Pour le démontage :

- débrancher et ranger les appareils
- débrancher les tuyaux
- dévisser les barres de renfort (se référer aux outils nécessaires)
- retirer les vitres PMMA (attention à les poser à la verticale, ou sur une protection au sol pour éviter les rayures)
- retirer les diffuseurs (attention : fragiles)

Pour le nettoyage :

- passer un coup d'éponge non abrasive avec de l'eau sur les diffuseurs
- faire de même sur les surfaces en acier du PBR
- faire de même sur les vitres en PMMA, des deux faces
- passer 3 coups d'écouvillon dans les tuyaux non stériles (circuit culture)
- javelliser ces tuyaux pendant 24 heures, puis neutraliser la javel.

Montage

Une fois les accessoires propres et/ou stérilisés :

- vérifier l'état du joint (le remplacer si nécessaire)
- installer les vitres
- installer les barres de renfort (se référer aux outils nécessaires)
- brancher les injections d'air et de CO₂ (cf. circuit gaz)
- brancher les tuyaux de régulation eau chaude ou eau froide (cf. circuit thermique)
- brancher les tuyaux Legris® liés au milieu de culture (cf. circuit culture)
- brancher les appareils.

Avant de positionner les sondes plongeantes dans les blocs sondes, il est nécessaire de les étalonner :

- à l'aide de solutions tampon pour la sonde pH
- à l'aide de solutions à différentes concentrations en biomasse pour la sonde de turbidité.

Dans une bouteille, vérifier que le débit de CO₂ est d'environ une bulle par seconde (ce qui correspond à une pression d'environ 0,5 bar en sortie du manodétendeur).

Étanchéité et stérilisation des photobioréacteurs

Une fois les branchements vérifiés et conformes au circuit de stérilisation (Figure 175), les PBRs doivent être entièrement remplis par l'eau du réseau par l'évent. Au bout de 10 minutes, si aucune fuite d'eau n'est observée, le système est normalement étanche et la stérilisation peut démarrer. Ensuite, vider entièrement les PBR.

L'acidification se fait par ajout d'une solution d'acide peroxyacétique (2 mL/L) injectée par les diffuseurs et la sous-verse. Les systèmes doivent être entièrement remplis, et les pompes de recirculation doivent être mises en route pour faire circuler l'acide dans l'ensemble du circuit de culture (partie non stérile). Au bout de 30 minutes, vidanger puis remplacer les bidons d'acide par l'eau osmosée passé à l'autoclave. A partir de cette étape, chaque changement de connexion doit se faire sous bec bunsen ou après vaporisation d'éthanol. Rincer autant que nécessaire les photobioréacteurs jusqu'à atteindre un pH neutre.

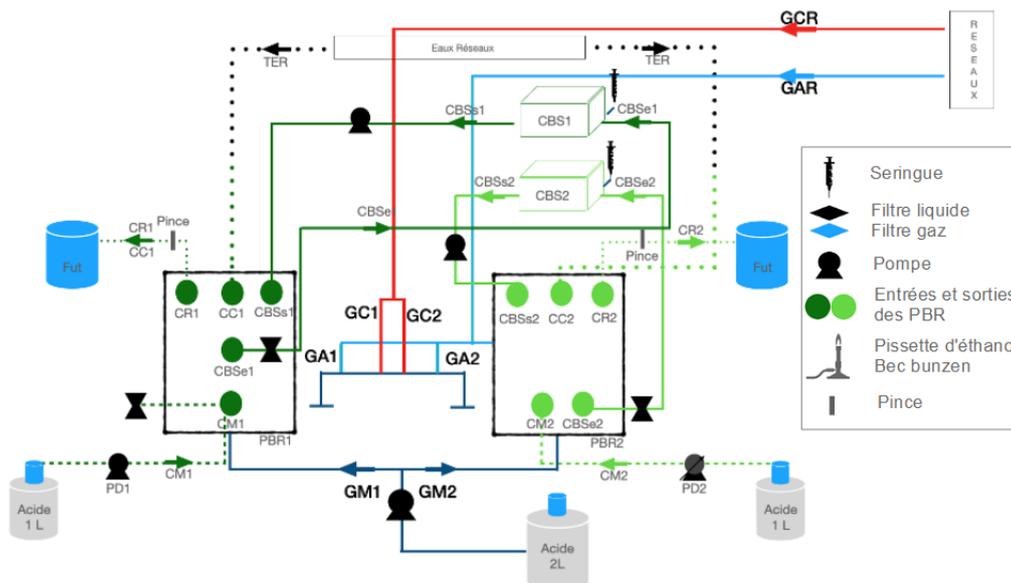


Figure 175. Circuit de stérilisation des photobioréacteurs plans d'AlgoSolis

Mise en culture et récolte

Les dernières étapes consistent à inoculer par la sous-verse, puis remplacer la bouteille par celle du milieu frais stérile. Les connexions doivent être vérifiées afin d'assurer la conformité avec le circuit (Figure 176). En récolte, il faut bien veiller à éviter la contamination lors de l'échange des bouteilles.

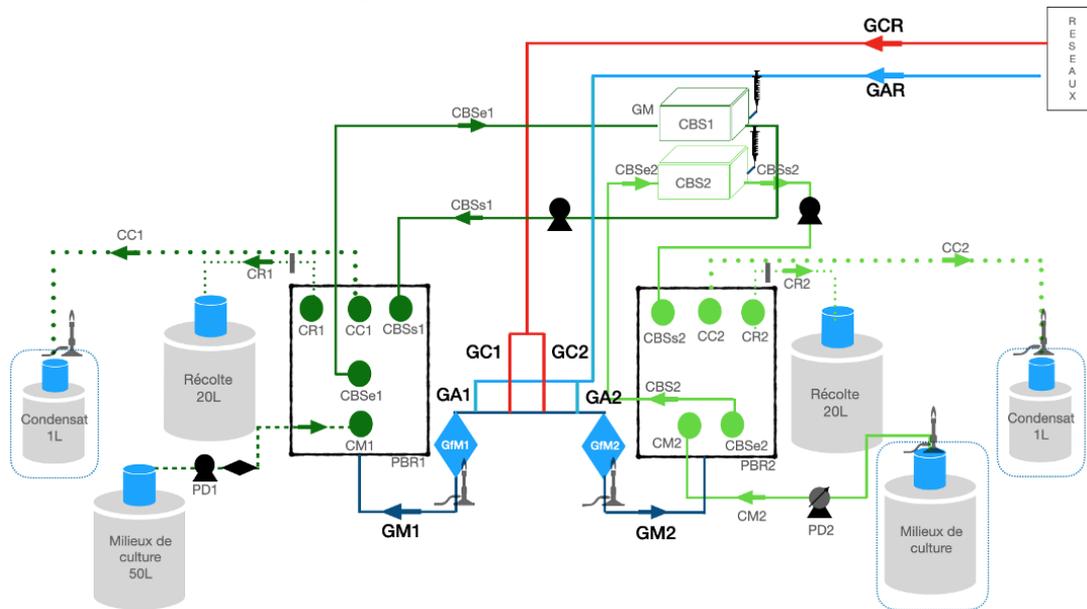


Figure 176. Circuit de mise en culture des photobioréacteurs plans d'AlgoSolis

Titre : Modélisation prédictive et contrôle avancé des photobioréacteurs solaires

Mots clés : Microalgues, photobioréacteur, modélisation, contrôle, optimisation, conditions solaires

Résumé : Le but principal de cette thèse est de répondre à la problématique de l'optimisation de la production de biomasse microalgale, en conditions solaires. Pour cela, un ensemble de stratégies de contrôle a été mis au point, et testé en simulation sur la base de scénarios solaires typiques ou réels. Divers enjeux applicatifs ont été considérés dans la conception des approches stratégiques : simplicité d'implémentation, réduction des coûts, robustesse du procédé, optimisation des performances. Le modèle global développé a également permis de prendre en compte divers supports de modélisation, systèmes de culture, lieux de production, erreurs systémiques d'implémentation. En conditions simulées idéales, les stratégies retenues ont systématiquement amené à des gains de production, par rapport à une approche conventionnelle.

Les meilleures performances ont été obtenues avec une stratégie optimisant la croissance sur un horizon de deux jours, par une approche MPC basée sur le retour d'état et la prédiction du comportement du système de culture dans le temps. Pour la prédiction météorologique sur un tel horizon temporel, un modèle a été mis en place par une méthode d'apprentissage profond. Une campagne expérimentale a ensuite été menée sur deux photobioréacteurs plans identiques pilotés en continu. Cette expérimentation en conditions extérieures a conduit à une validation de production de biomasse par deux stratégies de renouvellement du milieu : dilution constante et dilution optimale actualisée chaque heure sur la base de l'approche MPC optimale. L'évaluation des performances a aussi révélé l'intérêt de suivre les paramètres biologiques dans l'obtention d'une production optimale.

Title: Predictive modeling and advanced control of solar photobioreactors

Keywords: Microalgae, photobioreactor, modeling, control, optimization, solar conditions

Abstract: The main aim of this thesis is to address the problem of optimizing microalgal biomass production under solar conditions. To this end, a set of control strategies has been developed, and tested in simulations based on typical or real solar scenarios. Various application issues were considered in the design of the strategic approaches: simplicity of implementation, cost reduction, process robustness, performance optimization. The global model developed has also enabled us to take into account various modeling supports, cropping systems, production locations and systemic implementation errors. Under ideal simulated conditions, the strategies adopted systematically led to production gains, compared with a conventional approach.

The best performance was obtained with a strategy optimizing growth over a two-day horizon, using an MPC approach based on system feedback and prediction of culture system behavior over time. For a weather prediction over such a time horizon, a model was set up using a deep-learning method. An experimental campaign was then carried out, on two identical flat photobioreactors with continuous control. This experiment in outdoor conditions led to validate biomass production using two strategies of medium renewal: constant dilution and optimal dilution hourly updated by the optimal MPC approach. Performance evaluation also revealed the importance of monitoring biological parameters in achieving optimum production.