



HAL
open science

Modélisation des hétérogénéités de la réserve utile et du développement des cultures au sein d'un sous-bassin versant en Midi-Pyrénées

Enguerrand Burel

► **To cite this version:**

Enguerrand Burel. Modélisation des hétérogénéités de la réserve utile et du développement des cultures au sein d'un sous-bassin versant en Midi-Pyrénées. Sciences de la Terre. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2018. Français. NNT : 2018TOU30336 . tel-02314042

HAL Id: tel-02314042

<https://theses.hal.science/tel-02314042>

Submitted on 11 Oct 2019

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.



Université
de Toulouse



THÈSE

En vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par **Université Toulouse III Paul Sabatier**
Discipline ou spécialité : **Sciences de l'environnement**

Présentée et soutenue par **Enguerrand Burel**
Le 05 avril 2018

Titre : **Modélisation des hétérogénéités de la réserve utile et du développement des cultures au sein d'un sous-bassin versant en Midi-Pyrénées**

Jury Composé de :

Elizabeth Pattey , Chercheuse principale, Agriculture et Agroalimentaire Canada	Rapporteur
Isabelle Cousin , Directrice de recherche, INRA Unité Recherche en Science du Sol Orléans	Rapporteur
Maritxu Guisresse , Professeur, INP ENSAT	Examineur
Nicolas Beaudoin , Ingénieur de recherche, INRA Unité Agro-Impact	Examineur
Thierry Lamaze , Professeur, Université Toulouse III	Examineur
Nathalie Jarosz-Pellé , Maître de conférence, CESBIO	Directrice de thèse
Vincent Bustillo , Maître de conférence, CESBIO	Directeur de thèse

Ecole doctorale : SDU2E
Unité de recherche : Centre d'Etudes Spatiales de la BIOSphère (CESBIO UMR 5126)
Directeur(s) de Thèse : Nathalie Jarosz-Pellé, Vincent Bustillo

Résumé

Un défi de la modélisation des cultures est de comprendre et de reproduire les hétérogénéités de développement de la végétation à l'échelle du pédon afin de prédire le rendement. Le but de ce travail est de proposer une méthode de spatialisation des modèles de culture par la spatialisation des données d'entrée, notamment de la réserve utile, pour reproduire les hétérogénéités observées au sein d'un petit sous-bassin versant. Ce travail a été mené en 3 étapes : (1) calage du modèle STICS au contexte local (2) spatialisation des entrées du modèle par une méthode dérivée des approches SCORPAN et (3) évaluation des simulations spatialisées avec STICS. Préalablement à la spatialisation des données d'entrée du modèle STICS, il était nécessaire d'identifier quels étaient les déterminants des hétérogénéités de végétation observées au sein du sous-bassin versant expérimental étudié. Pour cela un travail préliminaire a conduit à délimiter les situations pouvant être reproduites par le modèle et les variables pouvant être spatialisées ainsi que de définir une stratégie optimale pour spatialiser les entrées. Sur cette base, une méthodologie de travail a pu être définie pour évaluer et paramétrer le modèle sans spatialisation (approche locale) dans un contexte de sols ayant des propriétés vertiques. Cette particularité des sols locaux nécessite d'établir un nouveau domaine de validité du modèle, compte tenu des hypothèses indispensables (processus considérés comme négligeables) pour simuler dans ce contexte. Par ailleurs, le protocole utilisé pour déterminer la réserve utile a nécessité d'établir la manière dont l'incertitude de la mesure se propageait dans le modèle. Ainsi, grâce à ce travail de spatialisation statistique des mesures, le modèle STICS a pu être utilisé sur des mailles de 8 x 8 m pour simuler le développement de végétation sur tout le sous-bassin versant étudié.

Summary

One of the challenges in crop modelling is to understand and be able to reproduce heterogeneities in crop development at intra-plot scale in order to better predict the yield. The aim of this work was to suggest a method for spatializing the input data of crop models, in particular the water stock accessible to plants, in order to reproduce the differences in crop development within a subwatershed. This work was carried out in 3 main steps: (1) adaptation of the STICS crop model to the local context, (2) spatialization of the inputs by the spatial correlation method (SCORPAN-like method) and (3) evaluation of the simulated spatialization with STICS model. Prior to spatialization step, it was necessary to identify the determinants of vegetation heterogeneities observed within the experimental subwatershed. A preliminary study led to delimit the situations that could be reproduced by the model and to identify variables that could be spatialized as well as to define an optimal strategy to spatialize the inputs. Based on this, a methodological work was established to evaluate and parameterize the model without spatialization (local approach) in a context of soils with vertisolic properties. Particularity of local soils properties underlined the need to define a new domain of model validity. Moreover, the protocol used to measure water holding capacity, implied a needful and important step that was to determine the propagation of measurement uncertainty in the model. Finally, thanks to statistical spatialization of measurements, STICS model was used on 8 x 8 m meshes to simulate vegetation development on the whole studied subwatershed.

Remerciements

Bien entendu, mes premiers remerciements vont à mes encadrants Nathalie Jarosz-Pellé et Vincent Bustillo pour m'avoir accepté en thèse. Vous aurez été pour moi plus que de simples directeurs de thèse. Merci de m'avoir accompagné mais aussi de m'avoir laissé la liberté nécessaire pour m'approprier le sujet. Merci encore d'avoir enduré avec moi certaines sorties terrain mémorables comme les campagnes de mesures spatialisées ou encore les fameuses mesures de densité apparente. Je me rappellerais toujours ces mesures aux emporte-pièces de cuisine faites dans des fosses creusées au marteau et au burin. Je pense que vous aussi vous vous en souviendrez longtemps...

Je remercie les membres du jury, Isabelle Cousin, Elizabeth Pattey, Thierry Lamaze, Maritxu Guirese et Nicolas Beaudoin d'avoir accepté de relire ma thèse, en particulier les rapporteurs qui ont relu une première version du manuscrit qui n'était pas encore aboutie. Dans le jury, je remercie également en particulier Nicolas grâce à qui j'ai pu entrer dans le monde de la recherche et de l'agronomie. Nicolas c'est en partie grâce à toi que j'en suis arrivé ici.

Par ailleurs, grâce aux membres du comité de pilotage de thèse j'ai pu corriger certains aspects de ma thèse et prioriser les dernières étapes en fin de thèse. Donc un grand merci à Eric Justes, Sébastien Salvador, Valérie Le Dantec, Benoit Coudert et Françoise Watteau de s'être déplacés jusqu'à notre « petite bourgade » Gerçoise et de m'avoir guidé dans mon travail de thèse.

Une thèse se construit aussi grâce au laboratoire d'accueil. Au CESBIO on est plutôt bien loti avec une unité de recherche vraiment pluridisciplinaire mais aussi très humaine. Je ne serais pas exhaustif dans les remerciements mais je cite Sylvain et son modèle explosif (jeu de mot niveau Carambar), Aurore et Tiphaine pour ne pas avoir craqué malgré mes multiples relances pour récupérer les données météo. Je remercie Laurent Polidori d'être à l'écoute des membres du CESBIO. J'ai particulièrement été touché que tu aies pris le temps de venir me voir à Auch un soir pour venir me remotiver à finir ma thèse malgré mon travail en parallèle. Je remercie aussi tous les autres que j'ai pu croiser de près ou de loin et qui ont contribué à faire mon passage au CESBIO un souvenir agréable.

Je remercie aussi tous les autres du CESBI'Auch pour leur sympathie et les discussions plus ou moins sérieuses que l'on a pu avoir. Je cite, Sébastien pour m'avoir appris ce que c'est qu'une fractale, Fred pour les après-midis et soirées peinture/lasurage/apéro, Benoit 1^{ier} pour sa diplomatie et sa motivation pour sortir malgré la surcharge de travail. Je remercie aussi tous les précaires/anciens précaires de l'antenne : Juliette pour m'avoir supporté dans son bureau, Julie pour cette soirée épique qui m'a fait mal aux cheveux pendant une semaine, Maël pour ces multiples relances pour sortir en fin de thèse, Benoit II le Grand Maître du Tiramisu et Solen la reine du Thermomix.

Je me dois de remercier également Rémi Fieuzal qui a contribué à mon travail de thèse, d'une part sur le fond via son aide sur les traitements de données et scripts divers, mais aussi sur le terrain sur une bonne part des suivis de parcelle. Pour m'aider dans les suivis de culture tu n'as pas hésité à laver les racines de maïs les pieds dans la rivière, à aller jusqu'au bout des mesures de densité apparente à la tarière malgré que je vous aie abandonné toi et Vincent (faute d'énergie

suffisante), à passer des heures à scanner des racines et même, compter les feuilles de blé des plants prélevés. Bien entendu ce n'est pas une liste exhaustive - loin de là - et sans ton aide précieuse ma thèse ne ressemblerait à ce qu'elle est aujourd'hui : un magnifique bottin de 300 pages. Plaisanterie à part, je te remercie sincèrement pour ton aide.

Je remercie aussi l'équipe du LBAE, de leur bonne humeur et de leur agréable participation aux pauses café (essentielles à la thèse !). Je cite les plus récurrents : Claire-Emmanuelle, Elizabeth, Philippe, Irina et Maritxu.

Sinon merci aux nordistes de la Pain de Mie Warrior Corporacheune pour les soirées Skype et le soutien malgré la distance. Une pensée également aux nordistes ou ex nordistes de Laon : Caroline, Fabien, Benjamin, Julien et Magali. Je remercie aussi les Toulousains, Julie, Hélène et Greg pour les époustouflantes soirées. Enfin je remercie ma famille pour son soutien et ces passages dans le Gers malgré la promiscuité de mon appartement.

Table des matières

Liste des abréviations	13
Introduction	15
Contexte et problématique	17
Démarche de la thèse	18
1 La modélisation du développement des cultures dans l'espace : du processus à la modélisation spatialisée	23
1.1 L'interaction sol-plante du processus à la modélisation	23
1.1.1 Le prélèvement d'eau par les plantes	23
1.1.1.1 Le prélèvement d'eau par les racines.....	24
1.1.1.2 Transports d'eau dans la plante	25
1.1.1.3 L'impact du stress hydrique sur la photosynthèse.....	26
1.1.1.4 La plasticité phénotypique et variabilité de la phénologie des plantes.....	27
1.1.1.5 Corrélation entre stress.....	29
1.1.1.6 Conclusion	29
1.1.2 La réserve utile : un stock d'eau accessible aux plantes	30
1.1.2.1 Le point de flétrissement permanent.....	31
1.1.2.2 La capacité au champ	32
1.1.2.3 La profondeur de la réserve accessible aux plantes.....	34
1.1.2.4 Densité apparente	38
1.1.2.5 Le cas particulier des sols à propriétés verticales.....	39
1.1.2.6 Le cas des cailloux dans le calcul de la réserve en eau.....	44
1.1.2.7 Conclusion	44
1.1.3 La modélisation des cultures avec le modèle STICS	45
1.1.3.1 Présentation générale du modèle	46
1.1.3.2 La phénologie	48

1.1.3.3	La croissance aérienne	48
1.1.3.4	La croissance racinaire	49
1.1.3.5	Le sol.....	51
1.2	La représentation des hétérogénéités des cultures : des causes aux méthodes de spatialisations.....	53
1.2.1	Les déterminants de l'hétérogénéité	53
1.2.1.1	Le climat	54
1.2.1.2	Le sol.....	57
1.2.1.3	Les flux d'eau au sein du paysage	57
1.2.1.4	Conclusion	57
1.2.2	La représentativité spatiale des mesures et des modèles	58
1.2.2.1	L'interprétation de la mesure.....	58
1.2.2.2	Robustesse, sensibilité et domaines de validité des modèles dans l'espace	63
1.2.3	De l'échantillonnage dans l'espace à la spatialisation des mesures	66
1.2.3.1	Les méthodes d'acquisition et interprétation des mesures localisées dans l'espace	66
1.2.3.2	Les mesures spatialement exhaustives : le cas de l'imagerie	71
1.2.3.3	Les méthodes dérivées de SCORPAN	75
1.2.3.4	L'inversion de modèles.....	76
1.3	Conclusion générale	78
2	Matériels et méthodes	83
2.1	Les outils statistiques	83
2.2	La stratégie d'acquisitions et le choix des parcelles.....	84
2.2.1	La stratégie générale des acquisitions.....	84
2.2.2	Les deux sites d'acquisitions.....	85
2.2.2.1	La parcelle Flux	86
2.2.2.2	Le sous-bassin versant du Montoussé.....	87
2.2.3	Le choix des points d'échantillonnage par l'hypercube latin	91

2.2.3.1	Etapes de mise en œuvre de la méthode.....	91
2.2.3.2	Les patterns spatiaux des variables d'entrées	92
2.2.3.3	Validation des classes issues de l'hypercube latin	95
2.3	Protocoles d'acquisitions des mesures locales	96
2.3.1	Données météorologiques	98
2.3.2	Données biophysiques.....	100
2.3.3	Mesures et analyses de sol.....	102
2.4	Le traitement des données à haute répétitivité spatiale	104
2.4.1	Les mesures <i>in situ</i> : géophysique et MNT.....	104
2.4.2	Les cartes de GAI	104
3	Analyse des sources d'hétérogénéités observées dans les mesures biophysiques : déterminants des variations spatiales et incertitudes	107
3.1	Les déterminants de la croissance des cultures dans l'espace	107
3.1.1	Le déficit hydrique et la pluviométrie	107
3.1.2	Dynamique des variables biophysiques et pédoclimatiques sur le site d'Auradé Flux	109
3.1.3	Dynamique des variables biophysiques et pédoclimatiques sur le sous-bassin versant du Montoussé.....	114
3.1.3.1	Les mesures du transect.....	114
3.1.3.2	La campagne spatialisée.....	123
3.2	Les incertitudes liées aux mesures biophysiques.....	127
3.2.1	L'incertitude de la représentativité des mesures biophysiques sur tournesol et blé	127
3.2.1.1	Résultats sur les mesures du tournesol.....	129
3.2.1.2	Résultats sur les mesures du blé	132
3.2.1.3	Conclusion	134
3.2.2	L'incertitude sur la représentativité spatiale	134
3.3	Conclusions.....	136

4	Le calage et l'évaluation du modèle STICS dans le contexte gersoises	141
4.1	La formalisation de la réserve utile à partir des mesures sur sol argileux.	142
4.1.1	La relation DA vs humidité	142
4.1.2	Une réserve utile pour les sols argileux et à propriétés verticales.....	145
4.1.2.1	Une méthode alternative au calcul de la RU.....	145
4.1.2.2	Comparaison des méthodes de calcul.....	146
4.1.3	Conclusion	148
4.2	La réserve utile avec le modèle STICS en contexte de sols vertiques	149
4.2.1	Optimisation des paramètres.....	150
4.2.1.1	Le choix d'une densité apparente initiale	150
4.2.1.2	Optimisation des paramètres du sol	152
4.2.2	Test de sensibilité à la densité apparente	154
4.2.2.1	Le protocole.....	155
4.2.2.2	Les résultats.....	156
4.2.3	Conclusion	162
4.3	Evaluation des performances locales de STICS selon le choix de formalisme	163
4.3.1	Protocole	163
4.3.2	Résultats	163
4.3.3	Conclusion	170
4.4	La propagation de l'incertitude de la réserve utile dans le modèle STICS	170
4.4.1	Matériels et méthodes	171
4.4.1.1	Le plan de simulation	171
4.4.1.2	Les outils statistiques	173
4.4.2	Résultats	173
4.4.2.1	Comparaison des scénarios sur le rendement et le cumul d'évapotranspiration final	174
4.4.2.2	Impact de l'incertitude liée à la profondeur maximale d'enracinement (Zalea)	175

4.4.2.3	Le poids des incertitudes dans la biomasse et le cumul d'évapotranspiration (Halea)	177
4.4.2.4	La réserve utile et l'incertitude finale des simulations	181
4.4.3	Conclusion	182
5	Spatialisation des entrées du modèle STICS par la méthode de modélisation statistique.	187
5.1	Towards a spatialization of soil forcing variables for modeling crop growth or mapping perspective at fine scale: a method for small data case	188
5.1.1	Materials and methods	190
5.1.1.1	Site characteristics.....	190
5.1.1.2	General approach.....	192
5.1.2	Results	202
5.1.2.1	Validation of method.....	202
5.1.2.2	Predictive performances	203
5.1.2.3	Aggregation impact	208
5.1.3	Discussion	209
5.2	Conclusion	212
6	La spatialisation du modèle STICS à l'échelle d'un sous-bassin versant.....	215
6.1	Matériels et méthodes.....	216
6.1.1	Données utilisées	216
6.1.2	Les scénarios	216
6.1.3	La modélisation des incertitudes du modèle STICS.....	217
6.2	Résultats	218
6.2.1	Evaluation des simulations spatialisées	218
6.2.2	Modélisation des erreurs de simulation	222
6.2.3	La carte de biomasse en fin de culture et de RMSE associées	225
6.3	Discussion et conclusion	228
	Discussion et conclusion	231

Q1 : Quelles sont les contraintes méthodologiques à la spatialisation ?.....	233
Q2 : Le concept de RU est-il pertinent dans un contexte de sols à propriétés vertiques ?	237
Q3 : Quelles sont les sources d'incertitudes autour des mesures de sol et biophysiques ?	237
Q4 : Dans quelle mesure ce travail est transposable à d'autres situations ?.....	240
Perspectives.....	243
Bibliographie	245
Table des figures	277
Table des tableaux	285
Annexes	289
Liste des annexes :	291
1 Mesures biophysiques faites sur le sous-bassin versant du Montoussé	292
2 Résultats d'analyse sur les profils de sol de la campagne de mesures spatialisées.....	295
3 Les patterns spatiaux des variables de sortie des modèles de RU et N	299
4 Les Simulés-observés des simulations spatialisées	300
4.1 Scénarios mes+N	300
4.1.1 Tournesol.....	300
4.1.2 Blé.....	301
4.2 Scénarios mod+N.....	301
4.2.1 Blé.....	301
4.2.2 Tournesol.....	302

Liste des abréviations

ABA	acide abscissique
AIC/AICc	critère d'Akaike pouvant être corrigé pour les petits échantillons (AICc)
ATP	adénosine triphosphate
AWC	réserve utile (Available Water Content)
BD	densité apparente (Bulk Density)
cfes	coefficient d'ajustement de la courbe d'attribution de l'évaporation à chaque couche de sol (paramètre STICS)
DA	densité apparente
DELTAZr	croissance du front racinaire potentielle journalière simulée par STICS
DELTAZr	croissance du front racinaire journalière simulée par STICS
DELTAZstress	coefficient d'ajustement de la croissance racinaire calculé par STICS
EPC	épaisseur d'une couche de sol homogène (paramètre STICS)
ETP	évapotranspiration potentielle
ETR	évapotranspiration réelle
FAPAR	fraction du rayonnement photosynthétiquement actif
flowac	aire contributive amont (flow accumulation)
GAI	surface verte aérienne de la plante (Green Area Index)
GDD	cumul de degré jour (Growing Degree Days)
GeoP	mesure de conductivité électrique faite sur sol sec en 2014
GER	stade germination de STICS
HCC	capacité au champ exprimé en teneur en eau massique (paramètre STICS)
HMINF	point de flétrissement permanent exprimé en teneur en eau massique (paramètre STICS)
HR	humidité du sol massique (variable STICS)
IAMF	stade de STICS où la croissance foliaire est à son maximum
IDEBDES	stade de remplissage des grains dans STICS
ILAT	stade de STICS qui correspond au début de l'élaboration du rendement
ILAX	stade du modèle STICS où la surface foliaire est à son maximum
ILEV	stade levée de STICS
infil	vitesse d'infiltration à la base d'une couche de sol (paramètre STICS)
IPLT	date de semis dans le modèle STICS
IREC	stade récolte pour la culture simulé ou imposé dans le modèle STICS
LAI	surface foliaire par surface au sol (leaf area index)
LAX	LAI maximum
LHS	hypercube latin (latin hypercube sampling)
mafruit	rendement grain (variable STICS)
masec	matière sèche aérienne (variable STICS)
MNT	modèle numérique de terrain
NDVI	indice de végétation normalisé (Normalized Difference Vegetation Index)
Norg	teneur en azote organique sur la profondeur de minéralisation profhum (paramètre STICS)
PAR	rayonnement photosynthétiquement actif
PI	indice de précocité (precocity index)
resmes	réserve en eau du sol variable STICS)

Rg	rayonnement global
RU	réserve utile
SCORPAN	méthode de spatialisation de la mesure avec S=Soil, C=climat, O=activité biologique, R=topographie, P=lithologie, A=age du sol, N=position spatiale
TS	température du sol (variable STICS)
TSI	indice de convergence hydrologique
VER	volume élémentaire représentatif
WHC	réserve utile (Water Holding Capacity)
Z	Altitude
zesx	profondeur sensible à l'évaporation (paramètre STICS)
Zrac	profondeur d'enracinement maximum correspondant à la profondeur de la réserve utile

Introduction

Contexte et problématique

Actuellement, avec l'augmentation de la population mondiale et face au changement climatique, préserver les ressources en eau potable tout en produisant suffisamment pour nourrir la planète sont devenus deux enjeux majeurs. Dans ce cadre, l'objectivation des pratiques en agriculture est donc devenue essentielle pour maintenir ou augmenter la rentabilité des cultures tout en ménageant les ressources naturelles. Une des réponses permettant la conciliation de ces objectifs est l'agriculture de précision qui a vocation à adapter à fine échelle les pratiques pour optimiser la gestion agronomique des surfaces cultivées.

L'agriculture de précision s'appuie sur les nouvelles technologies comme la télédétection ou des capteurs embarqués ainsi que la machinerie pilotée par GPS pour gérer l'hétérogénéité intraparcellaire. Cette adaptation des pratiques permet d'obtenir de meilleurs rendements quantitativement et qualitativement tout en préservant l'environnement et les ressources naturelles (Robert, 2002). Depuis son apparition dans les années 80 et avec la démocratisation des technologies, notamment par une baisse des coûts, l'agriculture de précision a pris aujourd'hui beaucoup d'ampleur (Bongiovanni and Lowenberg-Deboer, 2004; Robert, 2002). Celle-ci s'appuie sur deux approches majeures : par des capteurs embarqués ou par télédétection (Zhang et al., 2002).

La télédétection par imagerie satellite permet d'obtenir un suivi temporel et spatial suffisamment resserré pour moduler les pratiques à très fine échelle selon différentes variables biophysiques et de sol (Baret et al., 2010; Huete et al., 2014). Les fréquences de revisite sont de l'ordre de quelques jours pour des résolutions de quelques mètres. L'interprétation de ces images satellite n'est cependant pas directe en termes d'adaptation des pratiques et la modélisation apparaît un outil indispensable pour des préconisations adaptées au développement complexe et multifactoriel de la végétation. L'utilisation de la modélisation ne se limite pas au seul aspect d'outil d'aide à la décision mais permet également, dans une certaine mesure, de prédire les rendements.

Une limitation importante de l'utilisation des modèles est l'accès à des données d'entrée qui ne sont pas directement, ni facilement accessibles à très fine échelle, de l'ordre du mètre ou de la dizaine de mètres. C'est le cas des propriétés de sol et plus spécifiquement de la réserve utile et de ses composantes qui expliquent à elles seules une grande partie des différences de développement de végétation observées au sein d'une culture et qui est une variable particulièrement sensible dans les modèles de culture (Jégo et al., 2015). Comme pour les autres variables décrivant le sol, la cartographie de la réserve utile ne peut se faire que de manière indirecte puisque seule la mesure par prélèvements de sol permet l'accès à cette variable directement. De nombreuses méthodes

existent pour spatialiser les propriétés de sol, comme l'inversion de modèle grâce à des données satellite ou bien la cartographie des sols par la méthode des covariances spatiales.

Quelle que soit la méthode, l'acquisition in situ de mesures représentatives des contrastes majeurs au sein de la zone d'étude est essentielle pour le calage ou la validation de ces différentes méthodes. Par ailleurs, l'incertitude sur ces cartes produites n'est pas nécessairement compatible avec la sensibilité du modèle utilisé pour simuler le développement des cultures. Le but de la thèse présentée ici est donc d'établir une démarche méthodologique cohérente, de la mesure à l'utilisation dans l'espace de modèles de cultures dans le cadre d'une utilisation à fine échelle pour répondre à l'interrogation majeure de ce travail qui est de savoir comment représenter au mieux les hétérogénéités de développement dans l'espace. Il est supposé au préalable que le stress hydrique et donc la réserve utile est le facteur majeur des différences de développement au sein de la végétation. Ce travail peut être découpé autour de 4 questions intermédiaires qui sont abordées directement ou indirectement dans chaque chapitre de la thèse :

Q1 : Quelles sont les contraintes méthodologiques à la spatialisation ?

Q2 : Le concept de réserve utile est-il pertinent et suffisant ?

Q3 : Quelles sont les sources des incertitudes dans la spatialisation des modèles ?

Q4 : Dans quelle mesure cette méthode est réutilisable et transposable à d'autres situations ?

Le travail se focalise sur la mise en place d'une méthode en trois étapes : l'échantillonnage dans l'espace de variables pour le calage et l'évaluation du modèle STICS, la cartographie à fine échelle des entrées du modèle par la méthode des covariances spatiales et la simulation multi-1D avec le modèle de culture STICS.

Démarche de la thèse

Le cadre du travail est celui du paysage gersoïse et de ses particularités : un relief marqué et la présence de sols argilo-calcaires à propriétés vertiques. Les cultures étudiées sont le blé, le tournesol et dans une moindre mesure le colza. Le but de ce travail est d'obtenir un modèle fonctionnel dans le contexte particulier des zones de piémont pour reproduire le développement de végétation des cultures en lien avec la réserve utile (Figure 1).

Préalablement à la spatialisation, il était également nécessaire d'identifier quels sont les déterminants des hétérogénéités de végétation observées au sein du sous bassin versant expérimental étudié. Pour cela un travail bibliographique (Chapitre 1) ainsi que la mise en place d'un protocole de mesure et l'analyse des données in fine a conduit à délimiter les situations pouvant être

reproduites par le modèle et quelles variables pouvaient être spatialisées (Chapitre 2). Le travail bibliographique ayant également permis de définir une stratégie optimale pour spatialiser les entrées.

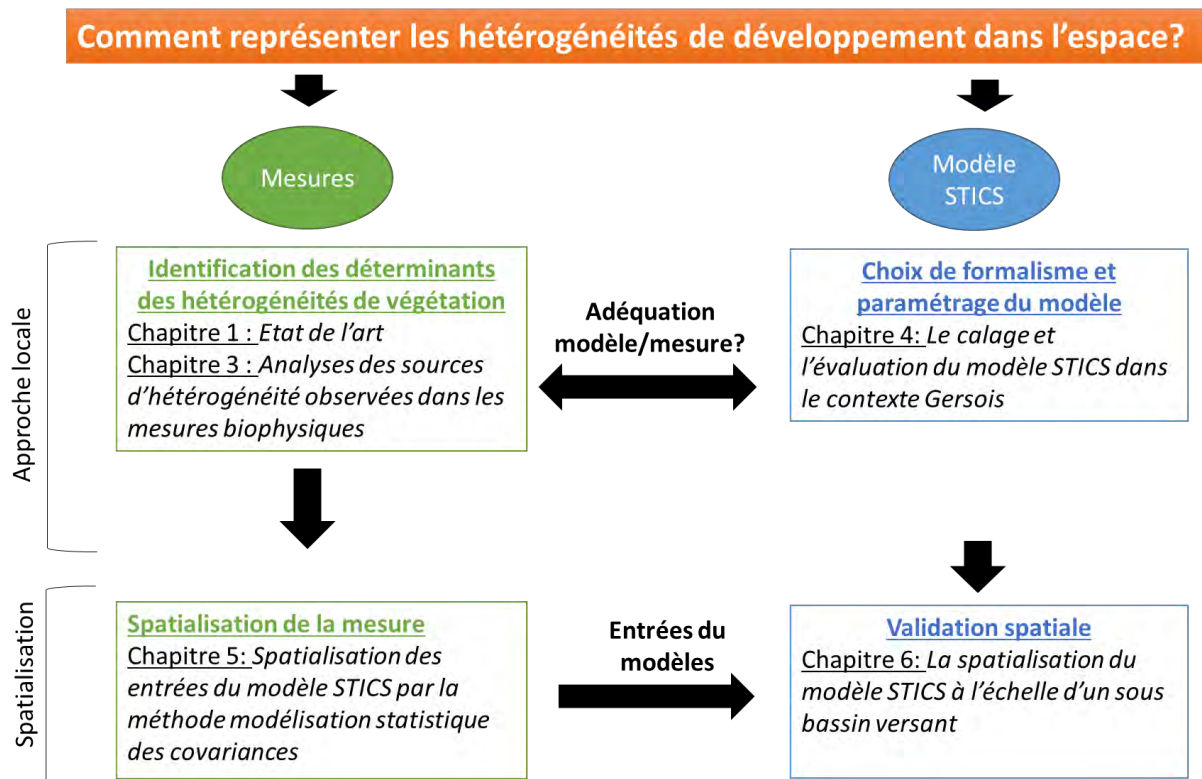


Figure 1 : Schéma des étapes de la thèse pour répondre à la question initiale de savoir comment représenter les hétérogénéités de développement dans l'espace.

Sur la base de ce travail préliminaire, une méthodologie de travail a pu être définie pour évaluer et paramétrer le modèle au mieux de ses possibilités sans spatialisation (approche locale) dans un contexte de sols ayant des propriétés verticales (Chapitre 4). Cette particularité des sols locaux nécessite d'établir un nouveau domaine de validité du modèle compte tenu des hypothèses indispensables pour simuler dans ce contexte (densité apparente fixe, pas d'effet de tassement). Par ailleurs compte tenu du protocole utilisé pour déterminer la réserve utile il a été nécessaire d'établir de quelle manière l'incertitude de la mesure se propageait dans le modèle.

Au final, grâce à ce travail de spatialisation statistique des mesures (chapitre 5), le modèle STICS a pu être utilisé sur des mailles de 8 x 8 m pour simuler le développement de végétation sur tout le sous bassin versant étudié. Son évaluation ainsi que la carte de rendement produite (biomasse totale) sont présentées au chapitre 6.

Enfin, pour délimiter le sujet d'étude un certain nombre de postulats de travail ont été émis :

- Les hétérogénéités observées sont principalement dues à des processus pouvant être simulés par STICS (principalement stress hydrique et azoté)
- Le modèle STICS et son paramétrage sont en l'état suffisants pour simuler le contexte gersois (pas de remise en cause du paramétrage initial)
- Les transferts latéraux d'eau et l'influence de l'aquifère sur les processus verticaux dans le sol sont négligés
- Les paramètres climatiques sont homogènes sur la zone d'étude
- L'effet des pratiques culturales n'est pas étudié ici
- De même l'effet variétal est négligé.

Chapitre I : Etat de l'art

1 La modélisation du développement des cultures dans l'espace : du processus à la modélisation spatialisée

Modéliser la réserve utile et les rendements des agrosystèmes en Midi-Pyrénées implique de comprendre les interactions sol-plante-atmosphère, du prélèvement d'eau par les racines jusqu'à la photosynthèse, de l'échelle de la parcelle à celle du petit bassin versant. Dans une première partie, est fait un bilan des processus lié au stress hydrique et servant à discuter du concept de réserve utile et de son utilisation avec le modèle de culture STICS.

Dans la seconde partie, une synthèse bibliographique est proposée sur les causes des hétérogénéités spatiales de végétation ainsi que sur les méthodes de spatialisation des mesures et des modèles. Cette dernière partie a pour but de mettre en perspective l'utilisation d'un modèle 1D et de ses données d'entrée à l'échelle d'un bassin versant, ou comme c'est le cas dans cette thèse à l'échelle d'un sous bassin versant.

1.1 L'interaction sol-plante du processus à la modélisation

Les interactions sol-plante sont très complexes et nécessitent d'avoir recours à la modélisation pour être comprises sur un cycle cultural entier. L'utilisation des modèles passe par la formalisation des relations soit par des approches empiriques, soit par des formalismes plus mécanistes. Les modèles simulant le développement des cultures font souvent appel à un mélange des deux types d'approche pour décrire le système cultural. Cela se traduit par une prise en compte simplifiée des différents processus majeurs impliqués dans les interactions de la plante avec son environnement. Dans les modèles, comme dans la réalité, un des facteurs les plus limitants du développement des cultures est l'accès à la ressource en eau. Celle-ci est souvent conceptualisée comme étant un stock fixe potentiellement disponible pour les plantes, autrement dit la réserve utile.

1.1.1 Le prélèvement d'eau par les plantes

Chaque culture a des besoins et une gestion de la ressource en eau différente. La plus grande partie de l'eau absorbée par une plante sert à transporter les nutriments dissous du sol jusqu'aux organes aériens des plantes. L'eau est au final libérée dans l'atmosphère par transpiration. Ce flux d'eau permet également de réguler la température de la plante. Ces besoins en eau varient selon le stade de développement et les conditions microclimatiques. En outre, chaque culture, voire cultivar, a une sensibilité différente face au déficit en eau.

Ce déficit en eau peut se traduire par un stress hydrique qui se définit par un changement physiologique différent de l'état d'équilibre de la plante (Shao et al., 2008). Ce stress peut avoir pour

conséquences plusieurs changements physiologiques, biochimiques ou moléculaires, comme une modification de l'activité biologique de la plante, une diminution de la photosynthèse, ou encore une modification de la production de métabolites dont certains sont induits par des phytohormones (Reddy et al., 2004). Ces changements vont impacter de manière plus ou moins importante le fonctionnement de la plante et de ces organes.

1.1.1.1 Le prélèvement d'eau par les racines

Les racines assurent le prélèvement des nutriments mais ont également une fonction d'ancrage dans le sol. Le prélèvement d'eau et de nutriments est assuré par la zone pilifère des racines qui est recouverte des poils absorbants dont le rapport surface/volume est particulièrement élevé. Cette surface élevée permet d'augmenter la surface d'échange avec le sol et donc de faciliter l'absorption des éléments du milieu par les racines. Autour de ces racines, la plante produit un mucilage qui permet de maintenir dans la rhizosphère un potentiel hydrique plus bas que le sol et qui permet de stocker une certaine quantité d'eau (Carminati, 2013; McCully and Boyer, 1997). Dès lors qu'il sèche, ce mucus devient hydrophobe et permet d'éviter les pertes d'eau des racines vers le milieu en cas de sécheresse (Carminati, 2013). En outre, l'efficacité du système racinaire à prélever de l'eau est dépendant de trois facteurs :

- de son architecture
- du contact sol-racine
- de la densité de racines

Plusieurs études ont montré que la densité de racines optimale pour le prélèvement d'eau est comprise entre 0.5 et 1 cm.cm⁻³ (Figure 2) (Aura, 1996; Bonachela, 1996) mais peut également être plus faible pour d'autres cultures (Robertson et al., 1993). Cette différence résulte d'une architecture racinaire qui diffère suivant les cultures. La limitation à l'absorption d'eau par la plante n'est cependant pas uniquement dépendante de la densité racinaire mais aussi du cheminement de l'eau dans les racines. En effet, le transport de l'eau dans les racines n'est pas direct vers le système vasculaire de la plante (xylème) et l'eau et les nutriments peuvent passer par trois voies possible (Steudle, 2000) : par le continuum intercellulaire (voie apoplastique), par les plasmodesmes et le symplasma (voie symplastique), et enfin à travers les parois des cellules (voie trans-cellulaire). Ainsi suivant l'importance de ces différentes voies dans le prélèvement d'eau de la plante chaque culture peut réagir différemment à un stress hydrique ponctuel ou maintenu.

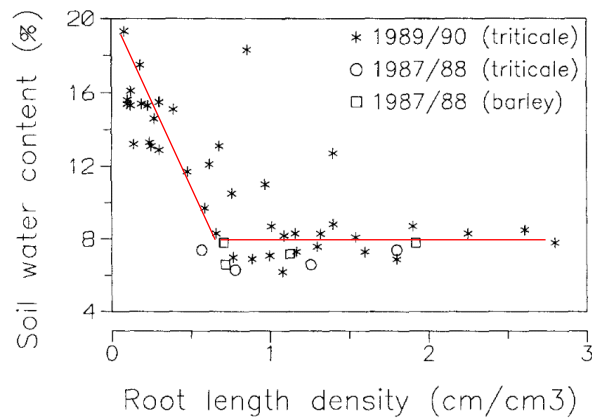


Figure 2 : Relation entre la densité de racines exprimée en cm de longueur de racines par cm³ et la teneur en eau. Au seuil de densité racinaire proche de 0.5 cm cm⁻³ la quantité d'eau du sol n'est plus inversement proportionnelle à la densité racinaire. Ce seuil peut être considéré comme celui où la densité racinaire n'est plus limitante pour le prélèvement d'eau. Tiré de Bonachela (1996).

1.1.1.2 Transports d'eau dans la plante

Chez les plantes vasculaires, le maintien d'un flux hydrique dans la plante permet à celle-ci d'acheminer les nutriments et les composés élaborés dans ses différents organes, d'assurer son maintien ainsi que de réguler sa température. La transpiration de l'eau prélevée dans le sol est principalement assurée par les feuilles et est régulée par les stomates (Griffiths and Parry, 2002). Les stomates sont des orifices que les plantes sont capables de refermer et qui permettent de réguler les échanges de la plante avec l'atmosphère. Cette régulation se fait par la diminution de la turgescence des cellules de garde qui composent le stomate et qui peut être induite en cas de stress par une phytohormone, l'acide abscissique, ou ABA (de l'anglais abscissic acid) produite par les feuilles ou les racines (Jiang and Zhang, 2002; Zhang et al., 2006).

Deux types de systèmes vasculaires assurent le flux d'eau dans la plante : le xylème et le phloème. Le premier permet d'acheminer l'eau et les éléments inorganiques prélevés par les racines vers les feuilles. Quant au phloème, il achemine l'eau et les photosynthétats des feuilles vers les racines et les organes de stockage. La plante joue sur les différentes composantes du potentiel hydrique, les forces capillaires, le potentiel osmotique ainsi que le potentiel hydrique très faible de la phase gazeuse afin de maintenir un gradient de potentiel hydrique pour assurer ce flux des racines aux feuilles (Figure 3). Le flux est maintenu par la transpiration liée à l'évaporation au niveau des feuilles en journée et par la poussée racinaire la nuit. Le potentiel osmotique est particulièrement élevé au niveau des cellules racinaires et, dans une moindre mesure, au niveau des cellules foliaires afin de maintenir un potentiel hydrique graduel et donc un flux d'eau dans la plante (Nobel, 2009). Quand peu d'eau est accessible, la plante doit assurer le prélèvement de l'eau de manière active par différents mécanismes comme une production d'exsudats racinaires plus importante afin de

favoriser l'accumulation d'eau dans la rhizosphère ou encore en métabolisant ou dégradant des molécules afin de diminuer le potentiel osmotique interne afin de permettre de maintenir le flux hydrique interne de la plante (Bramley et al., 2007; Schwenke and Wagner, 1992; Zholkevich, 1981). Ce prélèvement actif ayant un coût énergétique, il se fait au détriment de la croissance de la plante.

De manière plus marginale, pendant les fortes sécheresses, le manque d'eau peut causer l'apparition de bulles d'air dans le système vasculaire et diminuer de manière très importante le flux d'eau dans la plante (Cruziat et al., 2001; Milburn and McLaughlin, 1974). Sur une période de temps restreinte, ce phénomène peut toutefois limiter les pertes d'eau de la plante en ralentissant la transpiration. Le phénomène bien connu chez les espèces arborées mais concerne aussi les autres espèces végétales vasculaires (Tyree and Cochard, 2003).

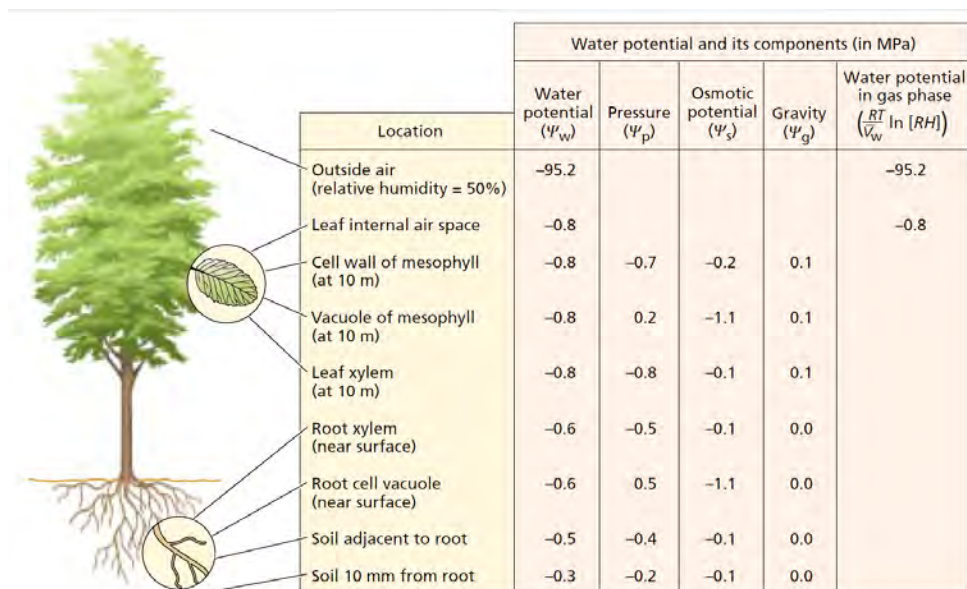


Figure 3 : Le potentiel hydrique au sein de la plante. Tiré de Taiz et al. (2015) d'après Nobel (1999). Ψ_w =potentiel hydrique, Ψ_p =tension capillaire et turgescence, Ψ_s =potentiel osmotique.

1.1.1.3 L'impact du stress hydrique sur la photosynthèse

Le stress hydrique peut affecter la photosynthèse de différentes manières (Figure 4) : (1) par la limitation de la synthèse d'adénosine triphosphate (ATP), (2) les effets de l'ABA et (3) une diminution de l'activité enzymatique liée à la baisse du potentiel hydrique. Dans le premier cas, la production de l'ATP est ralentie à cause du manque de disponibilité en eau ; les électrons issus de la photolyse de l'eau deviennent alors plus difficilement échangeables pour la production d'ATP lors de la photosynthèse. L'activation de la production d'ABA induite par le stress hydrique provoque la fermeture des stomates et va s'accompagner d'une diminution du carbone disponible pour la

synthèse de molécules organiques via la carboxylation. Cette diminution du CO₂ induit également une augmentation des espèces réactives oxygénées (ROS pour Reactive oxygenated species) dans la plante et occasionne une limitation de l'activité biologique causée par la dégradation des membranes et des molécules liées au cycle photosynthétique. Cette augmentation est due au changement d'équilibre entre la production des ROS et la production d'antioxydants. Ce changement oblige donc la plante à augmenter sa production d'antioxydants pour limiter l'impact des ROS (Reddy et al., 2004). Enfin le stress hydrique va causer une diminution de l'activité des enzymes liées à la photosynthèse et en particulier la Rubisco (Meyer and Genty, 1999).

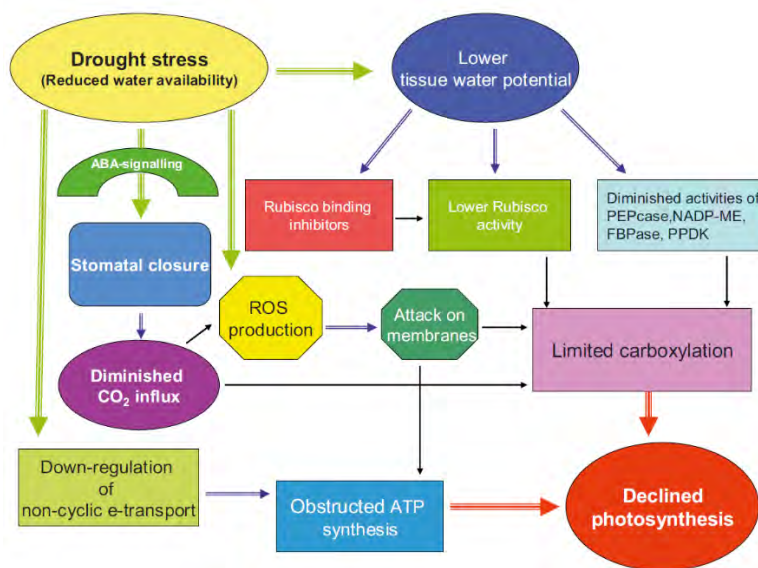


Figure 4 : L'effet du stress hydrique sur la photosynthèse. Tiré de Farooq et al (2009)

1.1.1.4 La plasticité phénotypique et variabilité de la phénologie des plantes

L'expression du génotype suivant différentes conditions environnementales peut conduire à des phénotypes différents, notamment en cas de stress hydrique. Cette plasticité est la conséquence de réponses passives et/ou active de la plante (Nicotra et al., 2010). Cette adaptation de la plante a un coût (DeWitt et al., 1998), et dans certains cas, le bénéfice n'est pas proportionnel. Cette différence de phénotype n'est pas toujours bénéficiaire pour la plante, notamment dans les cas où la plasticité de la plante arrive dans ses limites et induit une instabilité du phénotype (Kurashige and Callahan, 2007).

Dans le cas du stress hydrique, la plasticité de la plante va se manifester suivant l'importance du stress, de sa rapidité et de sa durée (Figure 5). Dans le cas d'un stress de longue durée, la plante va optimiser le prélèvement d'eau notamment par une adaptation de sa croissance et une stratégie d'allocation de la biomasse produite différente (Griffiths and Parry, 2002; Guswa, 2010; Hsiao and

Xu, 2000). Dans le cas de stress plus ponctuels, la plante va ajuster son métabolisme sans conséquences visibles sur la plante.

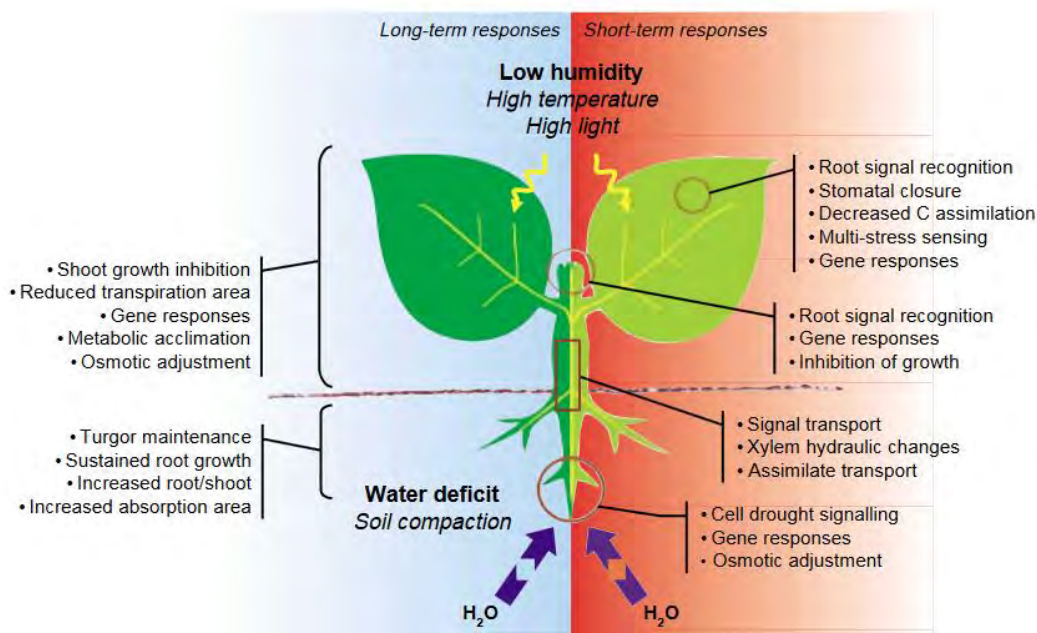


Figure 5 : Réponse adaptative de la plante au stress hydrique à court et long terme. (Chaves et al., 2003)

Ce changement de croissance est en partie lié à un changement des vitesses de croissance des organes de la plante. En prenant l'exemple du maïs (Figure 6), la croissance foliaire est beaucoup plus sensible au déficit hydrique que les racines. Dans le cas d'un stress, les racines continueront à croître alors que les feuilles stoppent leur croissance rapidement. A long terme, cette différence de croissance entre organes peut conduire à une répartition différente de la biomasse dans la plante. Par ailleurs, la résilience de la plante n'est pas immédiate et peut prendre plusieurs heures suivant l'importance et la rapidité de survenue du stress (Acevedo et al., 1971) et l'organe de la plante concerné (Hsiao and Xu, 2000).

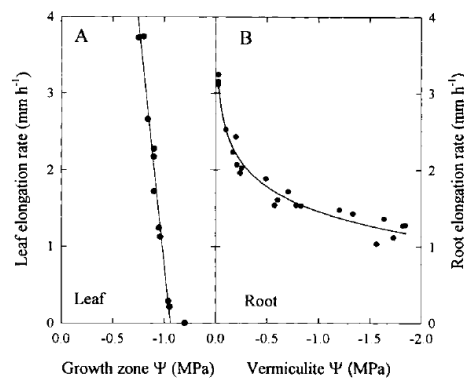


Figure 6 : Vitesses d'élongation foliaire (A) et racinaire (B) du maïs en mm h⁻¹ et pour différents potentiels hydriques. Résultats obtenus sur vermiculite en conditions contrôlées. Tiré de Hsiao and Xu (2000).

L'impact du stress hydrique ne se limite pas à un changement de répartition de la biomasse mais peut se traduire également par un changement dans la phénologie de la plante. Selon l'intensité du stress, la phénologie sera différente : un stress hydrique modéré va provoquer une accélération des stades phénologiques mais dans le cas d'un stress important, les stades phénologiques peuvent être allongés (Angus and Moncur, 1977; Giunta et al., 1993). La nature du stress continu ou ponctuel est également déterminant sur l'impact qu'il va avoir sur la plante (Brevédan and Egli, 2003). En effet, si le stress intervient uniquement dans des stades tardifs de développement, la plante a moins de latitude pour adapter sa croissance. Enfin, la plante a une sensibilité variable en cours de développement, due à une capacité de prélèvement en eau par les racines par rapport à la capacité transpiratoire des feuilles qui évolue suivant les stades (Katerji et al., 1991; Turner, 1981). Dans le cas d'une approche résistive pour décrire les flux d'eau dans la plante cela va se traduire par une résistance plus importante pour le maintien du flux. La croissance des racines étant plus importante en cas de stress par rapport à celle des feuilles, un stress constant favorise l'élongation racinaire et permet l'accès à des couches plus profondes du sol et donc à une réserve en eau potentiellement plus importante.

1.1.1.5 Corrélation entre stress

Les stress sont également susceptibles d'interagir conjointement sur la plante. L'interaction entre stress peut être métabolique ou due à une réponse de la plante au stress (hydrique ou autre). En guise d'exemple, le stress hydrique peut induire une inhibition de la nitrate réductase (Kaiser and Förster, 1989) ce qui provoque alors une diminution de l'assimilation de l'azote par la plante. Dans le cas d'une interaction de réponse au stress, le stress azoté peut limiter la croissance racinaire ce qui peut accentuer le stress hydrique en diminuant la quantité d'eau accessible (Barraclough et al., 1989) sans toutefois impacter de manière importante le prélèvement des nutriments (Tanguilig et al., 1987).

1.1.1.6 Conclusion

Le stress hydrique cause un changement d'un grand nombre de mécanismes dans la plante, de la photosynthèse à l'assimilation des nutriments qui vont altérer la croissance de la plante. Cette complexité des processus peut être reproduite par des modèles simulant le développement de la plante ainsi que la réponse des plantes face au stress hydrique. Toutefois les simulations du stress hydrique sont également tributaires de la connaissance préalable de la quantité d'eau potentiellement disponible pour les plantes. Celle-ci peut être abordée par une représentation simplifiée du stock d'eau accessible aux plantes : la réserve utile.

1.1.2 La réserve utile : un stock d'eau accessible aux plantes

La réserve utile peut se définir comme la quantité d'eau pouvant être accessible aux plantes. Il s'agit d'une notion presque aussi vieille que l'agronomie (Briggs, 1897; King, 1889). Les premiers travaux visant à comprendre la disponibilité de l'eau pour la plante sont vieux de plus d'un siècle et avaient pour objectif de raisonner l'irrigation des cultures. C'est dans ce contexte que Franklin Hiram King, pionnier de la recherche sur la réserve utile, avait établi que seule une fraction de l'eau du sol était potentiellement accessible aux plantes (King, 1907, 1889). Sa première définition recensée est : « the water holding capacity of the soil, (is) the facility with which this water can move through the soil, and, consequently, the supply of plant food which may be carried to the roots of the crop ,and the amount of water which may be carried to the surface of the soil and evaporated[...] » (Chilcott and Holm, 1898).

Cette notion de réserve ou stock en eau accessible aux plantes, fait appel à 3 limites d'accessibilité : une borne maximale d'eau accessible de la réserve utile, décrite couramment comme la capacité au champ, une borne minimale d'humidité, définie comme l'humidité au point de flétrissement permanent et enfin une profondeur maximale à laquelle l'eau peut être prélevée par les plantes. En anglais la réserve utile est appelé Available Water Capacity (AWC) (Hudson, 1994; Jovanov et al., 2012) ou Water Holding Capacity (WHC) (Franzluebbers, 2002; Guswa, 2010). Souvent AWC correspond à la réserve en eau contenue entre les bornes de la capacité aux champs et du point de flétrissement mais n'est pas reliée à la profondeur, au contraire de la WHC qui correspond à un stock sur une profondeur donnée. Pour cette dernière, la confusion se situe autour de l'intégration du point de flétrissement permanent : dans certains cas, elle correspond à la réserve utile telle que définie ici et d'autre fois elle ne se limite qu'à la capacité de rétention en eau des sols sur une profondeur donnée. En français, la définition de la réserve utile fait cependant consensus. Ainsi dans la suite du manuscrit, les termes RU, AWC et WHC feront référence à la réserve utile dont les limites sont la capacité au champ, le point de flétrissement et la profondeur de prélèvement en eau.

La définition de la réserve utile « moderne » est apparue dès lors qu'il a été mis en évidence qu'à saturation, toute l'eau n'était pas disponible (*Figure 7*, « soil air ») et qu'une fraction de l'eau du sol était liée au sol (Franklin Hiram King, 1900; Israelsen and West, 1922) ; l'eau assimilable par les plantes n'est qu'une partie de l'eau capillaire du sol.

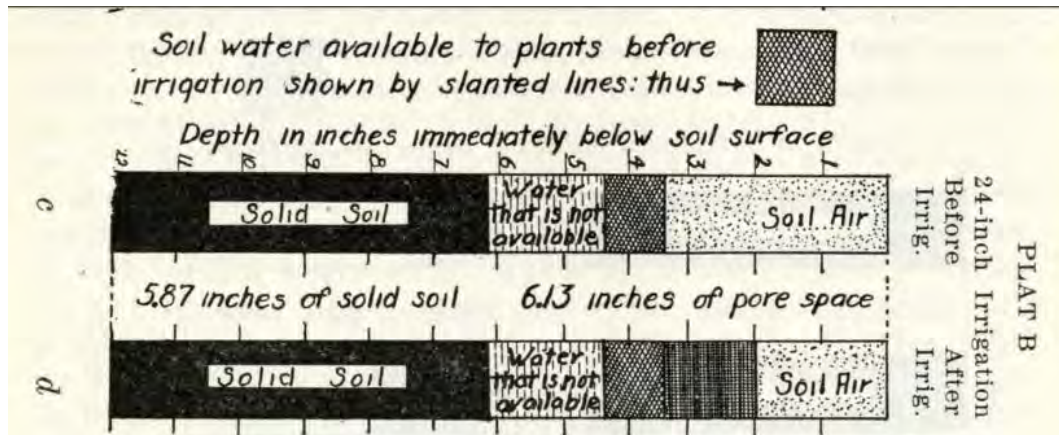


Figure 7: Description du sol et de sa porosité avant et après irrigation. Figure tiré de Israelsen 1922

La profondeur de la réserve utile est soit préétablie indépendamment de la profondeur réelle de sol ou de la profondeur de prélèvement par les racines, soit il s'agit de la profondeur de sol ou encore elle est définie comme étant la profondeur maximale d'enracinement. Elle se calcule de la manière suivante :

$$RU = \int_{z=0}^{z=Z_{rac}} (\theta_{cc,z} - \theta_{pf,z}) \times DA \cdot dz \quad \text{Eq 1}$$

Avec: RU= réserve utile pour une couche de sol en mm, pour chaque couche de sol entre la surface et la profondeur d'enracinement Z_{rac} , $\theta_{cc,z}$ est la teneur en eau massique à la capacité au champ (en $g \cdot g^{-1}$ de sol), $\theta_{pf,z}$ la teneur en eau massique en $g \cdot g^{-1}$ de sol au point de flétrissement, DA est la densité apparente en $g \cdot cm^{-3}$, et enfin dz est l'épaisseur de la couche de sol en mm.

1.1.2.1 Le point de flétrissement permanent

Ce sont les travaux de Briggs et Shantz qui définissent le point de flétrissement permanent comme étant la borne basse d'eau accessible aux plantes (Briggs and Shantz, 1912, 1911). *Stricto sensu* le point de flétrissement est l'humidité à laquelle la plante n'est plus capable de maintenir la turgescence, ce qui n'implique pas directement que l'eau du sol ne soit plus accessible à la plante. Ces travaux font le lien avec ceux du botaniste Julius Sachs qui montraient un lien entre le type de sol et l'humidité et le flétrissement (Sachs, 1865). C'est avec les travaux de Veihmeyer et Hendrickson (1931 ; 1949) que l'activité stomatique et les flux hydriques sont formellement reliés à la quantité d'eau disponible pour la plante et à l'impact du type de plante sur les prélèvements d'eau. Jusqu'à aujourd'hui cette définition n'a que peu évolué (Taylor and Hochstein, 1965). Richards a montré en 1944 qu'il était possible d'avoir une estimation proche de l'humidité au point de flétrissement permanent en exerçant une pression de 15 atm sur un échantillon de terre humide. Slatyer (1957) valide ce point de flétrissement permanent à 15 atm (approximativement pF 4.2) qui permet d'être à 1 ou 2% près de la valeur réelle pour les espèces couramment cultivées. Plus récemment, cette

hypothèse d'un point de flétrissement pouvant être estimé à un potentiel hydrique de -15 atm (~pF4.2) a été confirmée sur un échantillon de 133 sols (Czyż and Dexter, 2013).

Il y a tout de même certaines limitations à l'estimation du point de flétrissement permanent. En effet, dans le cas des sols salins, l'humidité correspondant au point de flétrissement est différente du pF 4.2 en raison du potentiel osmotique faible qui s'ajoute aux forces capillaires et qui limite également l'accès à l'eau. Par ailleurs, pour certaines plantes, le point de flétrissement peut suivant les cas s'avérer plus bas (Kirkham, 2005) ou plus haut (Lambers et al., 2008). Cette humidité au pF4.2 est donc caractéristique de l'humidité au point de flétrissement principalement pour les espèces couramment cultivées. La notion de point de flétrissement est également tributaire, en conditions réelles, de la distribution racinaire et de sa capacité à absorber sur le profil de sol entier (Hillel, 1998). En effet si l'humidité du sol à une couche de sol donnée est inférieure au point de flétrissement, la plante ne subira pas forcément un stress important si l'accès à l'eau lui est permis par le reste de son système racinaire. Enfin la température peut avoir un effet sur l'humidité au point de flétrissement (Richards and Weaver, 1944; Taylor and Ashcroft, 1972) en partie à cause de la transpiration de la plante qui peut se poursuivre dans une faible mesure après fermeture des stomates (Slatyer, 1937). Celle-ci étant dépendante de la capacité de la plante à s'adapter à un stress par une fermeture plus ou moins rapide des stomates ou par un seuil d'enclenchement de cette fermeture différent (Poormohammad Kiani et al., 2007). Ainsi, dans le cas de la réserve utile, le point de flétrissement permanent ne définit pas exactement la limite de l'eau accessible aux plantes mais plutôt une limite qui détermine un développement minimal de la plante.

1.1.2.2 La capacité au champ

La notion de capacité au champ, parfois appelée « Drained Upper Limit » (Dardanelli et al., 1997; Ratliff et al., 1983) donne une limite au stock d'eau accessible aux plantes. La capacité au champ a été définie par Widtsoe en 1911 comme étant la teneur en eau « stable » après remplissage de la porosité capillaire du sol et qui peut être estimée en mesurant l'humidité au printemps. Cette définition s'appuie sur les travaux de King (1907) qui a montré que le stock d'eau maximal non gravitaire est retenu principalement par les pores les plus petits. Israelsen et West (1922) ont mis en évidence la difficulté à mesurer la capacité au champ sur la base de cette définition. C'est donc ce qui pousse *Veihmeyer et Hendrickson* (1931; 1949) à donner une nouvelle définition qui introduit explicitement la nécessité que l'eau soit entièrement ressuyée pour faire une mesure. La mesure de la capacité au champ est toutefois difficile à mettre en œuvre dans certains cas : la durée de ressuyage est très variable. Plusieurs études montrent qu'elle peut varier de quelques heures à plusieurs semaines (Cassel and Nielsen, 1986; Dane et al., 2002; Jabro et al., 2009).

Avec les travaux de Lorenzo A. Richards (1944), il est apparu que la mesure du potentiel hydrique pouvait être reliée au type de sol ; la capacité au champ était déterminée comme étant proche d'un potentiel hydrique de -0.33 bar avec une particularité pour les sols sableux qui ont une capacité au champ plutôt situé autour -0.1 bar. Il a été établi plus tard que cette relation est en moyenne fiable de 5 à 10% près (Ritchie et al., 1987). Dans de cas des sols à propriétés vertiques, la capacité au champ se rapproche plutôt du $pF=1$ à cause de la présence d'argiles gonflantes et de la capacité des feuillets d'argile 2:1 à retenir l'eau (Tessier et al., 2006).

Aujourd'hui plusieurs définitions de la capacité au champ existent, dérivées de celle de Veihmeyer et Hendrickson qui montrent la nécessité d'associer une vitesse d'infiltration négligeable à la définition de l'humidité à la capacité au champ (Assouline and Or, 2014; Nachabe, 1998). Quel que soit la définition, la mesure *in situ* peut donner plusieurs résultats différents. Cela s'explique par la difficulté à trouver un compromis entre humidité à la capacité au champ et une vitesse d'infiltration pouvant être considérée comme stable et mesurable ; celle-ci devraient plutôt s'exprimer comme une gamme de valeurs plausibles autour du point d'inflexion de la courbe d'humidité/d'infiltration que comme une valeur fixe (Kirkham, 2005). La capacité au champ ne représente pas un équilibre de l'eau du sol (Hillel, 1998) mais une phase dynamique (Figure 8).

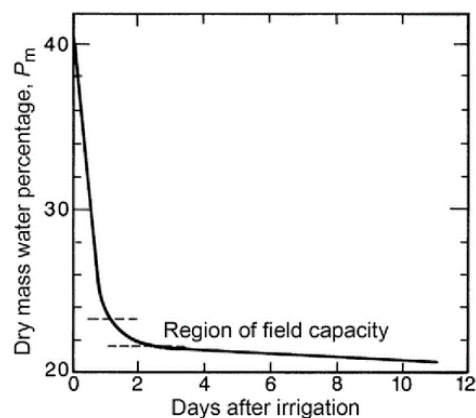


Figure 8 : Schéma de la teneur en eau en fonction du temps après un apport d'eau. La capacité au champ est représentée par une plage d'humidité. Tiré de Kirkham (2005)

Ainsi la définition de la capacité au champ est un compromis de 3 humidités différentes :

- **Une définition physique et empirique du remplissage du sol après ressuyage qui a pour objectif de définir la possibilité de la mesurer *in situ*.**
- **Une définition plus « mécaniste » liée à l'hydrodynamique qui nécessite donc, non plus de voir la capacité au champ comme une limite du stock en eau, mais comme une humidité**

(point d'inflexion) ou une gamme d'humidité (début et fin du point d'inflexion) correspondant à un potentiel matriciel.

- **Une définition de la borne maximale d'accessibilité en eau par les plantes.**

L'antagonisme des définitions concerne principalement les deux premières pour lesquelles la complexité de la mesure et celle de la définition hydrodynamique sont difficile à concilier. Ces différences de résultats suivant ces (deux) trois définitions expliquent les différents protocoles existants pour la mesure mais aussi la gamme des valeurs possibles de la capacité au champ.

1.1.2.3 La profondeur de la réserve accessible aux plantes

1.1.2.3.1 Les déterminants

Contrairement à la capacité au champ et au point de flétrissement, la profondeur maximale de prélèvement en eau n'est pas une constante et ne peut être définie comme telle qu'en introduisant de nombreuses hypothèses. En outre, la définition d'une constante en tant que limite de stock d'eau disponible n'est pas adaptée dans les cas où la contribution de l'eau du profil de sol n'est pas uniquement due aux apports de surface. C'est le cas dès lors que la nappe peut contribuer de manière significative à alimenter les couches de sol par les remontées capillaires (Ayars et al., 2006; Sepaskhah et al., 2003).

La profondeur d'accessibilité en eau est fortement reliée à la profondeur d'enracinement (Entz et al., 1992; Stahl et al., 2013). Malgré la forte dépendance de la profondeur d'enracinement et le prélèvement d'eau par les plantes, il peut tout de même y avoir une différence entre ces deux profondeurs qui peut être plus ou moins marquée (Combres J.C., Le Mezo L., Mete M., 1999; Entz et al., 1992). En effet la profondeur de prélèvement est plus élevée que la profondeur d'enracinement compte tenu de la dépression induite par le prélèvement d'eau de la plante. Cela contribue à créer un gradient de potentiel hydrique jusqu'aux racines et donc un déplacement d'eau dans ce sens. Ainsi, suivant la porosité des sols, la différence entre la profondeur d'enracinement et le volume contributif à l'alimentation hydrique de la plante peut s'avérer plus élevée, en particulier dans certains sols fortement argileux.

In situ cette profondeur ne correspond pas à une seule valeur mais plutôt à une gamme de valeurs. En effet la distribution des racines dans l'espace n'est pas homogène et suivant l'emplacement de l'échantillon, la profondeur d'enracinement peut différer (Figure 9). Une mesure de profondeur d'enracinement faite dans un inter-rang (Figure 9, 1) a de fortes chances de donner une estimation de la profondeur de la RU plus faible qu'une mesure dans le rang (Figure 9, 2 et 3). Même si la mesure correspond bien à la profondeur maximale d'enracinement d'un plant, celle-ci

n'est jamais exactement représentative de tous les autres plants. Ainsi la profondeur maximale racinaire d'une culture est une valeur hypothétique qui est entachée d'une incertitude sur sa représentativité.

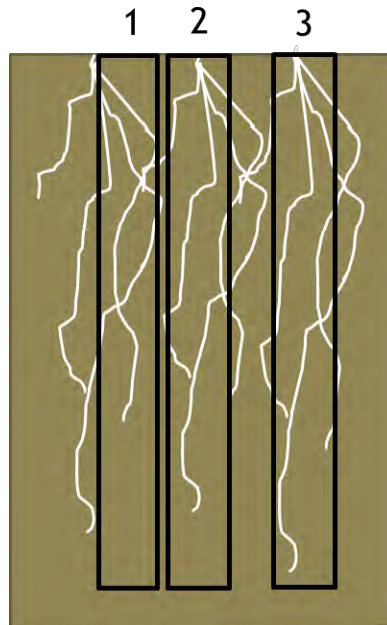


Figure 9 : La profondeur maximale racinaire mesurée et sa variabilité in situ. L'échantillonnage 1 correspond à un échantillonnage d'une racine secondaire dans un inter-rang et les mesures 2 et 3 aux profondeurs maximales d'enracinement de deux plants différents.

Cette profondeur maximale d'enracinement est avant tout dépendante de l'espèce et de la variété (Hamblin and Hamblin, 1985). Elle est également fonction du stress hydrique subi qui favorise la croissance des racines en profondeur (Guswa, 2010, 2008; Schenk and Jackson, 2002). Cette adaptation limite la production de racines potentiellement inutiles si le stress est absent ou très modéré ; dans ce cas, le prélèvement d'eau se fait majoritairement en surface (Schulze et al., 1996). En effet, pour permettre le transport de l'eau des horizons les plus profonds aux parties aériennes, la plante doit produire de nouvelles racines mais aussi maintenir un gradient de potentiel hydrique des racines les plus profondes aux parties aériennes par différents processus ce qui occasionne un surcoût important pour la plante (Bramley et al., 2007; Mullet and Whitsitt, 1996; Schwenke and Wagner, 1992; Zholkevich, 1981).

De nombreux facteurs peuvent influencer sur cet enracinement. Cette profondeur dépend fortement des conditions climatiques (Schenk and Jackson, 2002) qui vont influencer sur la croissance de la culture et sur le bilan hydrique. Le niveau de la nappe phréatique peut également agir sur le développement racinaire en induisant une anoxie des racines (Chaudhary et al., 1975; Malik et al., 2001). Il semble en revanche que l'enracinement en profondeur ne dépende pas ou peu d'un

tropisme vis-à-vis des nutriments, bien qu'il y ait peu de références sur le sujet. C'est en tout cas ce qui a été constaté pour le blé (Svoboda and Haberle, 2006), qui pourtant est une culture dont la production de biomasse est très dépendante de l'azote disponible (Barraclough et al., 1989). Toutefois, la limitation de la croissance par une carence en nutriment peut induire indirectement une diminution de l'enracinement maximum (Barraclough et al., 1989). La structure et la compaction peuvent être également un facteur de limitation pour le développement racinaire soit à un faible contact sol-racines ou bien à cause de la résistance mécanique induisant une difficulté à la pénétration des racines dans le sol qui peut provoquer également de l'anoxie (Lipiec and Hatano, 2003; Unger and Kaspar, 1994). L'activité humaine, en particulier les passages de tracteur ou le travail du sol, peuvent contribuer au tassement et au changement de la densité du sol (Czyż, 2004; Kay and VandenBygaart, 2002). Les éléments toxiques présents dans le sol peuvent également être un obstacle au prélèvement d'eau et au développement racinaire (Bramley et al., 2007).

La présence du matériau parental est souvent considérée comme un obstacle à l'enracinement ce qui n'est pas systématiquement le cas : celle-ci peut être plus profonde (Hubbert et al., 2001; Stone and Kalisz, 1991), en particulier si le sol est sableux (Canadell et al., 1996), être plus superficielle dans les cas où d'autres facteurs sont plus limitants ou encore des sols très profonds dans lesquels les espèces ne sont pas capables de développer un système racinaire jusqu'à la roche mère. C'est une limite communément admise dans de nombreuses études (Arora and Boer, 2003; Cubera et al., 2007; Jackson et al., 1999).

Dans certains contextes plus particuliers, la limitation de l'enracinement peut être due d'autres facteurs plus atypiques : la présence d'un permafrost (Chenk, 2002) une pression parasitaire chronique (Wasson et al., 2012) qui diminuent la croissance racinaire en profondeur.

1.1.2.3.2 Quelle profondeur pour la réserve utile ?

Il apparaît donc que la notion de profondeur potentiellement accessible à la plante pour la ressource en eau peut être considérée de différentes manières :

- **En considérant une profondeur fixe**
- **En assimilant la profondeur de sol comme une profondeur maximale accessible aux racines**
- **En considérant la profondeur d'enracinement maximale par espèce/variété**

Dans le premier cas l'hypothèse est faite que ce sont les horizons superficiels qui contribuent majoritairement à l'alimentation hydrique de la plante notamment par une densité de racines souvent constatée comme plus dense en surface ce qui est souvent le cas pour les espèces

couramment cultivées. Cette hypothèse est toutefois moins valable dans les cas où il y a un fort stress hydrique.

Si la profondeur de sol détermine la profondeur de la réserve utile, l'avantage est que la profondeur est relativement facile à déterminer. Cette hypothèse n'est valable que dans le cas où celle-ci est réellement limitante au développement racinaire, elle peut être inadaptée pour certaines plantes qui ne peuvent physiologiquement pas avoir un système racinaire aussi profond ou dans les cas où les racines peuvent accéder à l'eau plus profondément en particulier pour les roches mères meubles ou fissurées. En outre, dans certains cas, la profondeur exacte de sol est difficile à estimer à cause de la dégradation de la roche mère (fissuration, présence d'altérite).

Enfin, considérer la présence de racines comme étant le facteur limitant à l'accès à l'eau est certainement la manière la plus réaliste pour représenter la réserve utile. Cependant cette définition pose plusieurs soucis d'ordre méthodologique. En effet la variabilité de la profondeur accessible est dépendante de plusieurs facteurs complexes et dynamiques (climatiques, biologiques, anthropiques). La réserve utile obtenue par une mesure ponctuelle de profondeur racinaire n'a potentiellement de représentativité que l'année de sa mesure pour le contexte local et pour une culture voire du cultivar (Dardanelli et al., 1997). A cela s'ajoute que la profondeur maximale d'enracinement ne peut s'estimer qu'en prenant en compte la phénologie de la plante. Ainsi dans le cadre d'une profondeur maximum d'accès à l'eau par culture étudiée, il s'agirait de la déterminer dans le cas où le stress est le plus important sans empêcher le développement de la plante (Schenk and Jackson, 2002; Varella, 2009). Il s'agit donc d'une situation hypothétique difficile à établir et par conséquent cette mesure de profondeur est difficile voire impossible à établir avec certitude sur plusieurs années.

Pour conclure, la définition de la profondeur maximale de prélèvement d'eau pour la réserve utile va dépendre de l'objectif de l'utilisation de la réserve utile. En effet, dans le cas de l'étude d'un cultivar, la profondeur définie doit être en adéquation avec le potentiel d'enracinement de la plante. Dans ce cas, une possibilité est de définir la réserve utile valable sur un cycle cultural ayant subi au minimum un stress modéré sur tout le cycle cultural. Une autre méthode indirecte d'estimation de cette profondeur potentiellement fiable, cette fois-ci pour plusieurs cultures différentes, serait d'estimer le stock de matière organique sur le profil de sol entier et d'en déduire la profondeur maximale d'enracinement ; ce stock dépendant en grande partie de la rhizodéposition (Kätterer et al., 2011). Cette profondeur correspondrait donc à un maximum pour l'ensemble des espèces qui se sont succédé. Dans la même optique, la simulation de l'enracinement sur plusieurs cycles culturaux permettrait d'obtenir une estimation du maximum d'enracinement par simulation. Enfin, une mesure de réserve utile sur un cycle cultural

entier peut être considérée comme la profondeur de la réserve utile dans le cas où son utilisation se limite au cycle cultural de la mesure.

1.1.2.4 Densité apparente

La densité apparente, en dehors d'être un indicateur de la compaction et de la porosité des sols (Czyż, 2004; Lipiec et al., 2003), sert lors du calcul de la réserve utile : celle-ci permet la conversion de l'humidité massique mesurée en laboratoire en humidité volumique nécessaire au calcul de stock. La densité apparente est communément considérée comme constante dans les calculs de la réserve utile (Bruand et al., 1996; Combres J.C., Le Mezo L., Mete M., 1999; Quentin et al., 2015). Celle-ci peut cependant varier au cours du temps en parallèle de la capacité au champ (Alletto and Coquet, 2009; Carter, 1990; Schwen et al., 2010) et tout particulièrement sur les horizons de surface avec l'apparition de croûte de battance (Strudley et al., 2008). Le changement de densité apparente se traduit également par un changement de la répartition de la porosité (McNabb et al., 2001) qui va affecter les propriétés de rétention en eau du sol. Suivant la nature des sols, il existe une relation densité apparente humidité (Bruand et al., 1996) qui peut être prononcée (Figure 10).

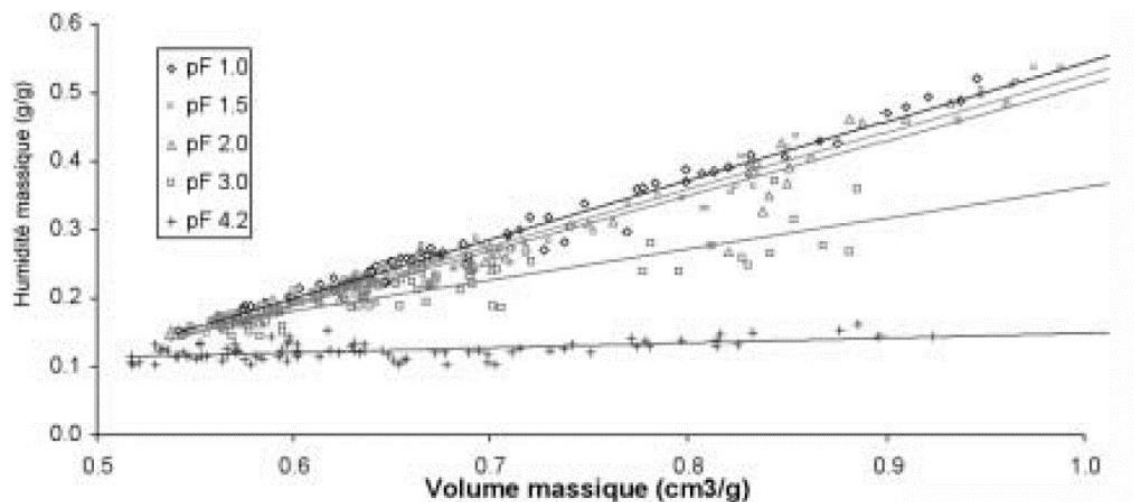


Figure 10 : La relation humidité massique en fonction du volume massique (inverse de la DA) pour différents pF. Tiré de (Quentin et al., 2015).

Cependant une densité apparente constante n'impacte que très peu l'estimation de la réserve utile (Figure 11). La relation entre la densité apparente et l'humidité peut varier suivant la nature des sols, en particulier de leur teneur en argile et du taux de matière organique qui sont très liés à la structure du sol (Rawls and Pachepsky, 2002; Tranter et al., 2007; Wösten et al., 2001). Dans le cas particulier des sols vertiques la densité apparente varie de manière conséquente en fonction de l'humidité, de 70% d'après les variations d'humidité constatées sur les parcelles suivies lors de la

thèse, ce qui impacte d'autant plus les valeurs élevées de FC et WP (Tessier et al., 2006). Cela rend l'hypothèse d'une densité apparente constante potentiellement plus difficile à assumer pour le calcul de la réserve utile.

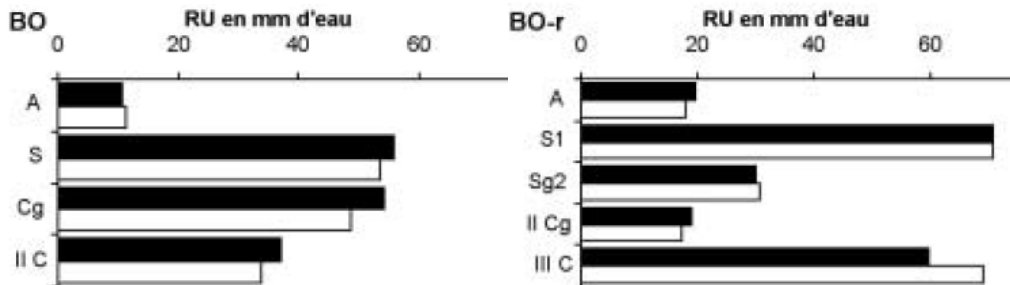


Figure 11 : Réserve utile estimée, pour deux sols (brunisol oligo-saturé) BO et BO-r (brunisol oligo-saturé redoxique) et selon 2 méthodes : avec la RU estimée d'après une BD fonction de l'humidité massique et des humidités massiques mesurées à la motte (histogrammes noirs) et une méthode avec la réserve utile calculée d'après la densité apparente correspondant à l'échantillonnage (histogrammes blancs). Les lettres correspondent aux horizons pédologiques des sols. Tiré de Quentin et al. (2015).

1.1.2.5 Le cas particulier des sols à propriétés verticales

Le phénomène de gonflement-retrait des sols vertiques est dépendant de la nature de l'argile minéralogique ainsi que de la composition et la structure de ces feuilletés (Figure 12). A l'échelle microscopique la rétention d'eau dans l'argile est conditionnée par les forces électrostatiques de surface et les forces osmotiques. Les forces électrostatiques peuvent être représentées par la capacité de ces argiles à capter et relâcher les ions. Les argiles étant composées de feuilletés tétraédriques et octaédriques, la superposition de ces couches ainsi que le stockage d'éléments déjà stockés entre les feuilletés va déterminer la cohérence entre les feuilletés et donc la capacité de l'argile à stocker des ions ou de l'eau dans l'espace interfoliaire. Dans le cas des argiles de type Montmorillonite, le stockage d'eau peut provoquer une augmentation de l'espace interfoliaire de 14 à 17 Å qui s'ajoute au gonflement provoqué par le seul stockage d'eau dans les pores.

Toutefois, ce sont les forces osmotiques qui sont à l'origine de la plus grande part du gonflement macroscopique des argiles (Tessier, 1984). En effet, la capacité de stocker des ions à la surface des particules d'argile favorise la rétention d'eau (Figure 13). A la surface de l'argile chargée négativement, une première couche de cation est fixée (couche de Stern) sur laquelle est fixée une couche plus importante et diffuse d'anions et de cations (couche de Gouy). En présence d'eau, cette couche de Gouy est susceptible de s'agrandir et de provoquer l'éloignement entre particules d'argile, ce qui provoque le phénomène de gonflement.

Par ailleurs, les argiles ne sont pas seules à influencer sur le phénomène de gonflement : la présence de matière organique est susceptible de modifier les propriétés gonflantes du sol. Les particules organiques influent les charges électrostatiques du sol et peuvent induire la captation des ions mais aussi former un complexe argilo-humique plus ou moins stable. Ainsi la capacité d'échange cationique, ou CEC, apparaît comme un indicateur intégrateur de la propension des sols au phénomène de retrait-gonflement (Tessier et al., 2006).

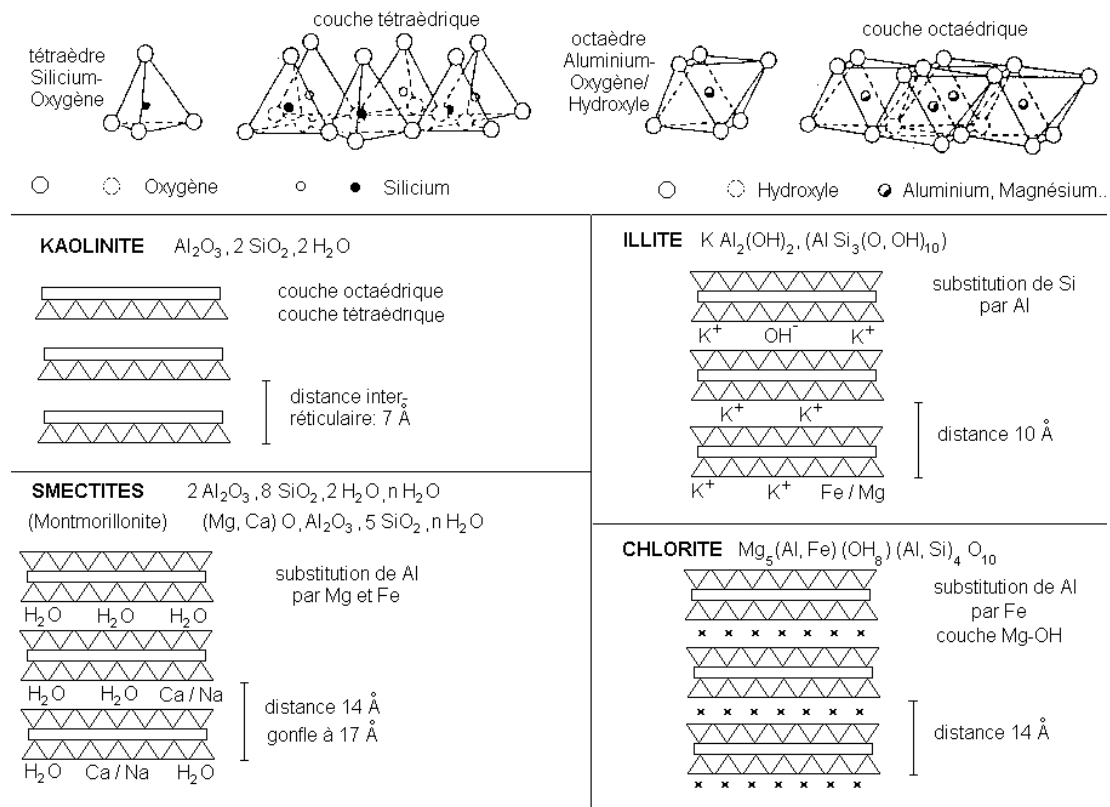


Figure 12 : Les différentes argiles minéralogiques (kaolinites, illites, smectites et chlorites) et leurs structures en feuillets.
 Tiré du site www.u-picardie.fr: cours de Jacques Beauchamp

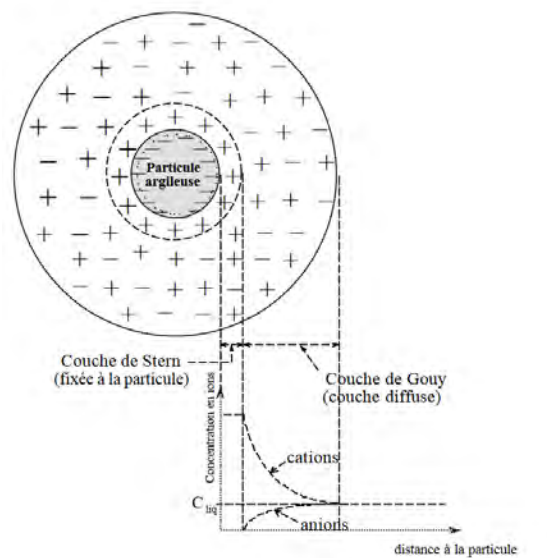


Figure 13 : Schéma descriptif des charges à la surface d'une particule argileuse. Les charges sont distribuées en deux couches : une couche de Stern (positive) fixée à la particule et une couche de Gouy qui est diffuse et composée d'anions et de cations. Tiré de Frédéric Bultel (2001)

Le phénomène de gonflement-retrait ne se limite pas à des conséquences physico-chimiques et à un effet de gonflement : il existe d'autres conséquences macroscopiques comme la création de fentes de retrait (Figure 14), ou de reliefs Gilgai.



Figure 14: Photographie d'une fente de retrait sur Auradé parcelle Flux. Photo réalisée en juin 2014.

Les fentes de retraits sont liées au changement de volume de sol qui s'accompagne d'un changement de la structure et de la porosité du sol. A saturation, le sol a une structure visible amorphe. En revanche, en phase de dessiccation, des fentes de retrait se forment. Celles-ci

apparaissent lorsque le sol est suffisamment desséché. Ces fentes apparaissent dans des zones où la résistance mécanique est moindre. Il est possible de distinguer différentes phases de retrait suivant l'humidité du sol (Figure 15) : une phase structurale, une phase dite « normale », une phase résiduelle et une phase de non-retrait.

La phase de retrait structural est appelée ainsi car elle n'est visible que sur un échantillon non remanié. La variation de volume massique pour une variation d'humidité, $dv/d\theta$, est un bon indicateur de ces phases. Dans cette phase, qui correspond à une humectation du sol élevée, le changement de porosité est plus lent et n'est pas linéaire ($dv/d\theta > 1$, Figure 15). A partir d'un certain degré d'humidité, le retrait entre en phase « normale » c'est-à-dire que l'évolution de la porosité est proportionnelle à la variation de l'humidité ($dv/d\theta = 1$, Figure 15). Ensuite la phase résiduelle correspond à une perte de la proportionnalité de la perte d'eau par rapport à l'augmentation du volume des pores ($dv/d\theta < 1$). Enfin à partir d'un certain degré de sécheresse le sol ne se rétracte plus, il s'agit de la phase de non-retrait.

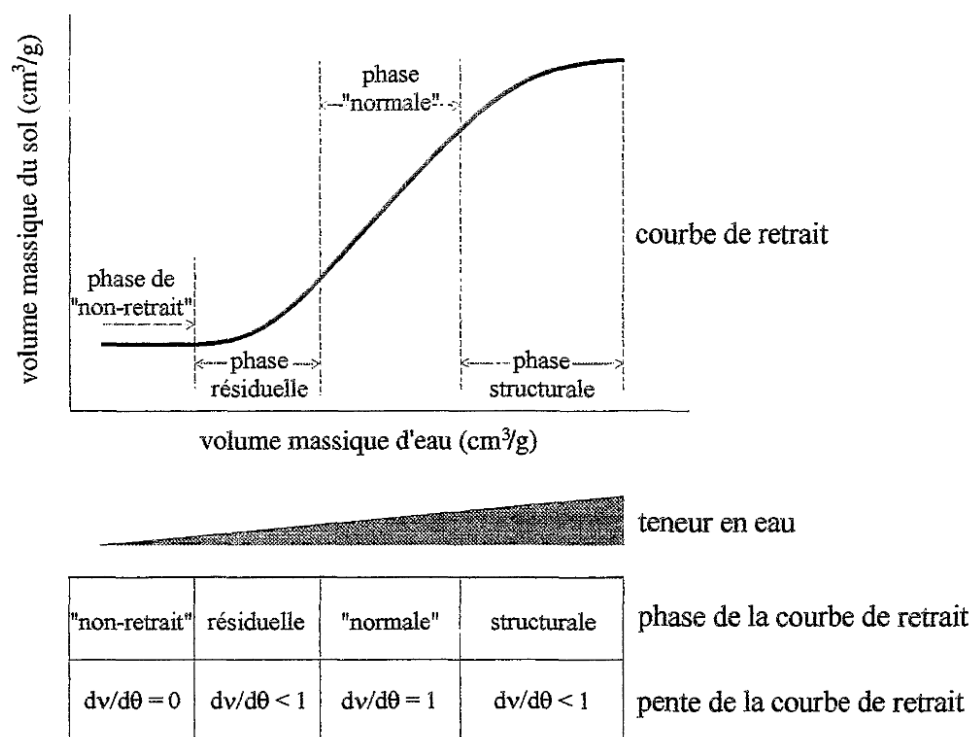


Figure 15 : Les différentes phases de la création de fentes de retrait. Volume massique correspond à l'inverse de la densité apparente. dv est la variation de volume de sol et celle du volume d'eau contenu par le sol $d\theta$. Tiré de Coquet (1996)

Les fentes de retrait sont créées dès lors que le sol n'est plus à saturation (Tang et al., 2011). Cela correspond à la transition entre la phase normale et résiduelle, nommée point d'aération. En effet, la création des fentes de retrait est initiée par la création d'une phase gazeuse dans le sol. Les fentes de retrait ne se créent puis ne s'élargissent que pendant cette phase, jusqu'à la phase de non-

retrait. En conditions réelles, les phases d'hydratation et de dessèchement correspondent à des courbes distinctes dont l'origine est l'hystérèse du temps de rééquilibrage des phases du sol (Tessier et al., 2006).

La création de ces fentes de retrait affecte les flux d'eau dans le sol et le développement de la plante. Leur présence empêche les ruissellements (Arnold et al., 2005), augmente la surface évaporatoire (Ritchie and Adams, 1974) ainsi que la profondeur sensible au dessèchement (Morris et al., 1992). Le système racinaire est également affecté et la croissance des racines peut être modifiée à cause de l'élévation de densité de la matrice de sol au profit d'un développement dans les fentes qui présentent des zones de moindre résistance (Osmond, 1984; White and Kirkegaard, 2010).

Enfin le phénomène de gonflement et de retrait peut, si les variations d'humidité sont suffisamment importantes, créer des reliefs Gilgai. Il s'agit d'un phénomène d'ondulation du sol visible en surface qui cause des bosses et crevasses en surface. Elle est causée par des propriétés de rétention en eau très variables dans l'espace et donc une variabilité du phénomène de gonflement-retrait visible en surface. Cette microtopographie peut être donc être à l'origine d'accumulation d'eau (Kovda et al., 1996) dans les dépressions.

Les sols rencontrés à Auradé ont une propension au gonflement importante à cause de la composition des argiles qui sont principalement des smectites. En effet, sur ce type d'argile, l'effet de dilatation du sol en conditions humides est accentué par l'élargissement de l'espace interfoliaire (Tessier et al., 2006). Il est donc particulièrement important de prendre en compte cette particularité pour le calcul de la réserve utile du sol. Il apparaît que la densité apparente est pertinente pour rendre compte de cette variation de volume de sol et du changement de porosité. Toutefois, la mesure de densité apparente nécessite de prendre différentes précautions. La taille de l'échantillon ainsi que la nature du protocole de prélèvement sont sensibles pour la qualité de la mesure. Le volume élémentaire représentatif doit être avoir une taille critique pour en tirer une valeur moyenne robuste (Yoro and Godo, 1990).

Ainsi, dans le cas des sols à propriétés vertiques l'approximation d'une densité apparente constante en fonction de l'humidité pour décrire la réserve utile semble peu réaliste.

Indépendamment de la réserve utile, il est probable que l'effet du tassement sur la croissance racinaire pourrait être compensé par l'apparition de fentes de retrait ce qui rendrait caduque l'intérêt de la simulation du tassement sur ce type de sol.

1.1.2.6 Le cas des cailloux dans le calcul de la réserve en eau

Pour les sols à pierrosité élevée la prise en compte des cailloux n'est pas négligeable dans le calcul de la réserve utile (Combres J.C. et al., 1999). S'ils sont négligés, cela peut conduire à surestimer la capacité au champ et donc la réserve utile (jusqu'à 39% ; Cousin et al. 2003; Paruelo and Aguiar 1988). Suivant la nature des cailloux, ceux-ci peuvent soit occulter une partie du sol, soit agir comme un stock d'eau supplémentaire non directement assimilable par les plantes (Cousin et al., 2003; Tetegan et al., 2011).

Cette quantité d'eau non disponible pour la plante peut toutefois être temporairement stockée et restituée dans le sol. Intégrer ce stock dans la réserve utile pose la question de savoir dans quelle mesure cette eau est mobilisable par les plantes (Figure 16). L'occulter conduit à sous-estimer la quantité d'eau disponible et à l'inverse considérer ces cailloux peut conduire à surestimer l'eau disponible pour les plantes (Cousin et al., 2003). Ainsi, sur sols fortement caillouteux, dont les cailloux ont la capacité de contenir de l'eau, le concept de réserve utile atteint ses limites. En effet, dans ce cas le concept de réserve utile seul ne peut décrire la disponibilité en eau de la plante mais doit intégrer en plus le processus de mise à disposition pour les plantes de l'eau contenue dans les cailloux.

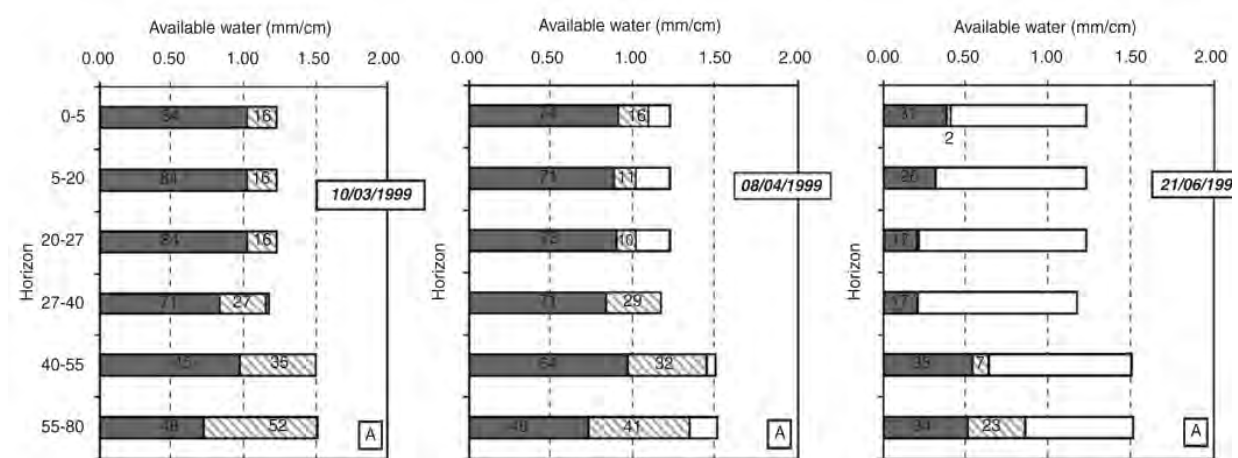


Figure 16 : Mesure du stock d'eau stocké dans la terre fine (gris) et dans les cailloux (hachage) moyenné pour 3 sols argilo-limoneux de Beauce. La partie blanche représente le stock d'eau maximum du sol. Tiré de Cousin et al. (2003).

1.1.2.7 Conclusion

Il existe de nombreuses sources d'incertitudes autour du calcul et de la mesure de la réserve utile. Le concept de stock en lui-même ne représente qu'une simplification du prélèvement d'eau par les plantes. Sa mesure ne correspondant pas à une valeur fixe, la réserve utile ne peut être considérée qu'en assumant une part d'erreur. Par ailleurs, la définition de la réserve utile tente de s'affranchir de la densité racinaire et de sa capacité réelle d'absorption en eau pour définir un

potentiel. La densité racinaire peut être pourtant être considérée comme plus importante que la profondeur maximale d'enracinement (Yu et al., 2007) pour représenter l'accessibilité de l'eau pour la plante. Toutefois, la réserve utile ne sert pas à définir exactement le stock d'eau assimilable mais de définir une contrainte objective aux modèles qui simulent les processus et le développement des racines. Par conséquent cela explique sa pertinence et son utilisation dans différents modèles (Brisson et al., 2002; Duchemin et al., 2005; Singh et al., 2008).

Sur la base des différents travaux qui ont conduit à la définition actuelle de la réserve utile il est possible de lui définir un domaine de validité. La réserve utile n'est applicable que dans les cas où:

- la profondeur de la réserve utile n'est pas (ou peu) alimentée par l'aquifère
- des plantes cultivées qui n'ont pas une stratégie de prélèvement d'eau particulière (Xérophytes et notamment éphémérophytes, bryophytes...)
- peu ou pas de cailloux
- les racines ne peuvent pas pénétrer la roche mère et y prélever de l'eau
- le changement de la réserve utile dans le temps est négligeable, si elle est définie pour plusieurs années.

Pour que la réserve utile soit valable sur une période, il est nécessaire que les propriétés de sol aient peu ou pas évolué. En effet, sur une grande période, les facteurs de pédogénèse sont susceptibles de faire évoluer les propriétés du sol et en particulier les composantes de la réserve utile. A court et moyen terme, d'autres effets peuvent également changer la rétention en eau du sol comme le tassement ou des amendements (Karhu et al., 2011; Khaleel et al., 1981). Il en est de même dès lors que le climat est susceptible d'évoluer et d'avoir un impact sur le phénotype de la culture.

Dans le cadre de cette thèse, la réserve utile sera définie comme étant la quantité d'eau accessible par les plantes sur la profondeur racinaire sur le cycle cultural considéré. Elle sera déterminée par les bornes de la capacité au champ et du point de flétrissement permanent.

1.1.3 La modélisation des cultures avec le modèle STICS

Le prélèvement d'eau par les plantes ainsi que la production de biomasse qui y est liée est la somme de nombreux processus qui ne peuvent être étudiés que par la modélisation. Les modèles de culture capitalisent les connaissances acquises sur les interactions sol-plante-atmosphère et permettent donc de simuler l'impact du stress hydrique sur les cultures.

Il existe une grande variété de modèles de culture comme APSIM (McCown et al., 1996), STICS (Brisson et al., 2002, 1998) ou encore CROPSYST (Donatelli et al., 1996). Ces différents modèles ont un formalisme qui est en général centré sur la simulation de la culture et de la prise en compte de l'itinéraire technique et donc une représentation simplifiée des autres facteurs environnementaux, notamment le sol. Les modèles de culture ont généralement un pas de temps journalier et considèrent une surface homogène (modèles 1D) (Bassu et al., 2014; Rötter et al., 2012). Chaque modèle a toutefois différentes spécificités qui justifient leur utilisation dans des contextes particuliers ou pour certains objectifs.

Le modèle STICS a été choisi comme outil de travail pour cette thèse en raison de sa robustesse et de sa généricité ainsi que pour la multitude des processus qu'il est capable de simuler. En effet sa généricité et sa robustesse sont permises par une calibration et une validation sur de nombreuses situations contrastées (Coucheney et al. 2015; Brisson et al. 1998; Brisson et al. 2002) mais aussi par un formalisme modulaire qui permet de choisir le formalisme ou d'activer ou non certains modules spécifiques.

1.1.3.1 Présentation générale du modèle

Le modèle de culture STICS a été créé en 1996 pour simuler le développement des cultures en lien avec le bilan d'eau, de carbone, et d'azote à un pas de temps journalier (Brisson et al., 2008). Il permet de simuler un cycle cultural à une rotation entière.



Figure 17 : Schéma simplifié des entrées (gauche) et sorties du modèle STICS (droite)

Le modèle nécessite d'être renseigné sur le climat à la journée (Températures min, max, Rg, ETP, pression atmosphérique et précipitations), sur les propriétés de sol notamment la capacité au champ, le point de flétrissement et la densité apparente mais aussi sur l'itinéraire technique, le travail du sol, la fertilisation et les date de semis (Figure 17). Enfin l'initialisation des stocks d'eau et d'azote est nécessaire. Le modèle permet d'avoir accès à de nombreuses variables sur le développement de la culture et sur le bilan d'eau et d'azote (ex LAI production de biomasse, rendement, drainage/ETR ou encore lixiviation).

STICS est un modèle complexe qui présente la particularité de simuler le développement racinaire en lien avec la nutrition en eau et azote de la plante et une représentation du sol par couches de sol homogènes. La réserve utile est représentée par chacune de ces composantes, densité apparente, capacité au champ et humidité au point de flétrissement sur une profondeur fixée dans le modèle. Dans les effets du stress hydrique présentés précédemment (1.1.1) seul le phénomène de cavitation, l'effet d'hystérèse à un stress hydrique dans la croissance de la plante et les corrélations entre stress ne sont pas pris compte par le modèle (Tableau 1). Dans le premier cas il s'agit d'un phénomène *a priori* marginal dans une région tempérée et qui concerne les climats plutôt arides. L'interaction entre stress ainsi que effet hystérèse à l'échelle journalière sont difficiles à appréhender et réputés d'importance secondaire ; par conséquent ce sont des phénomènes qui sont négligés dans les modèles de cultures. Avec le modèle STICS, seul le stress le plus important est pris en compte. Enfin, l'impact des exsudats racinaires sur la fonction de prélèvement en eau n'est pas pris en compte. Cependant le calage de la sensibilité de la culture au stress hydrique du modèle intègre implicitement cet effet.

Tableau 1 : Processus impactant le développement de la plante liés au stress hydrique et leur prise en compte par le modèle STICS.

	Processus	Modèle
racines	<i>exsudats racinaires</i>	Non
	<i>densité racinaire</i>	Oui
	<i>profondeur d'enracinement</i>	Oui
	<i>architecture racinaire</i>	indirectement
biomasse	<i>partition de biomasse</i>	indirectement
	<i>cout énergétique du stress</i>	indirectement
effet du stress hydrique	<i>cavitation</i>	Non
	<i>transpiration</i>	Oui
	<i>fermeture des stomates</i>	Oui
	<i>limitation de la photosynthèse</i>	Oui
	<i>seuil d'activation du stress hydrique</i>	Oui
	<i>effet résilience de la plante</i>	Non
	<i>corrélacion entre stress</i>	Non

L'architecture racinaire est indirectement définie par variété via les paramètres des vitesses de croissance des racines et par une densité du front d'élongation racinaire calée par culture. La répartition de la biomasse dans les organes et le coût énergétique du stress sont simulés de manière empirique par une croissance potentielle par organe et ajusté avec les indices de stress.

1.1.3.2 La phénologie

Dans le modèle STICS, les cultures les plus courantes sont décrites par 8 stades (*Figure 18*). Après la date de semis (IPLT), la germination (IGER) est déterminée par une somme de degrés jours et par rapport à un seuil d'humidité dans le lit de semence. Après la germination, la croissance aérienne et racinaire est activée et le stade de levée (ILEV) est dépassé dès que l'élongation de l'hypocotyle est supérieure à la profondeur de semis. Le stade IAMF correspond au maximum d'accélération de la croissance foliaire. Le début de l'élaboration du rendement commence au stade ILAT suivi par le stade ILAX correspondant au maximum de surface foliaire de la culture. Le remplissage des grains commence au stade IDRP et se poursuit jusqu'au stade IDEBDES, phase de dessèchement des grains. La date récolte est estimée ou imposée au stade IREC.



Figure 18 : Les stades du blé dans STICS. Tiré de Brisson et al. (2011).

1.1.3.3 La croissance aérienne

La croissance aérienne est pilotée par l'indice foliaire (LAI) de la culture et par l'interception de l'énergie lumineuse (*Figure 19*). La croissance du LAI de la culture est fonction du stade et est calculée sur la base d'une croissance calée sur les degrés jours et ajustée par les stress hydriques et azotés, la compétition inter-plants (densité de plants) et la photopériode. Dans un premier temps, la croissance de la surface foliaire permet d'estimer l'interception de l'énergie solaire. Une efficacité de conversion de l'énergie lumineuse dépendante du stade (ILEV-AMF, IAMF-IDRP, IDRP-IMAT) sert à calculer la biomasse totale aérienne. La production de biomasse est ajustée en fonction d'indices de stress hydrique et azoté. La partition de cette biomasse aérienne est ensuite calculée grâce à des coefficients allométriques.

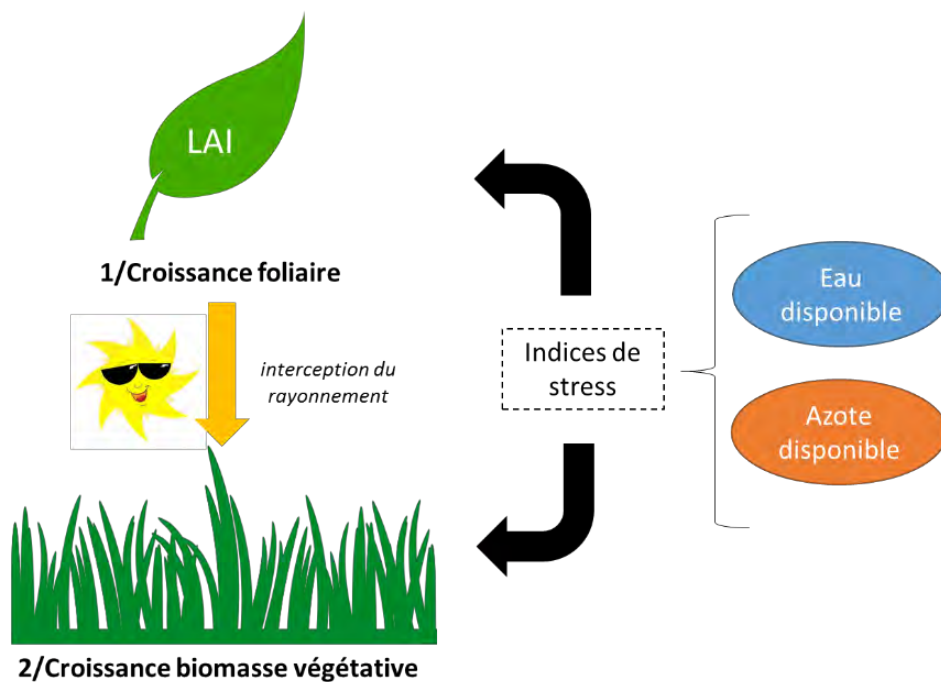


Figure 19 : Schéma des étapes de calcul de la croissance végétative dans STICS. La croissance foliaire est calculée dans un premier temps puis la croissance en biomasse est estimée d'après les efficacités de conversion de l'énergie lumineuse par stade.

1.1.3.4 La croissance racinaire

Le calcul de la croissance des racines sert au modèle à calculer le prélèvement d'eau et d'azote mais aussi à estimer la rhizodéposition et ses conséquences sur la minéralisation des résidus du sol. Cette croissance est calculée, dans un premier temps par une élévation du front racinaire, et ensuite par le calcul d'une évolution de densité racinaire par couche de sol (Figure 20). La progression du front racinaire $\Delta Z(I)$ va dépendre d'un potentiel de croissance lié à la température à l'apex $\Delta T(I)$ et d'un facteur de stress $\Delta Z_{stress}(I)$. $\Delta Z_{stress}(I)$ va dépendre du stress le plus important entre la contrainte physique à l'enracinement (DA), le stress hydrique (humidité au front d'élongation) et l'anoxie à l'apex.

Le calcul de la densité racinaire, exprimée en longueur de racines par volume de sol, peut être effectué selon deux choix de formalisme différents pour la simulation. Dans le cas du calcul par profil type, le profil de densité est estimé de manière empirique par une fonction calée sur la profondeur d'enracinement et deux paramètres : un point d'inflexion de la courbe de densité et la profondeur de labour (paramètres culturaux). Dans le cas du mode de calcul densité vraie, utilisé le plus couramment pour simuler les grandes cultures (blé/mais/tournesol), la densité racinaire peut être calculée de trois manières :

- En lien avec la production de biomasse aérienne (formalisme TROPIC-LINK)

- Un développement indépendant du reste de la plante (formalisme SELF-GOVERNING)
- Un mélange des deux approches

Dans le cas du formalisme TROPHIC-LINK la production de densité racinaire est directement fonction de la production de biomasse aérienne par un coefficient qui est calculé en fonction du stade. Dans le cas du formalisme SELF-GOVERNING le calcul de densité racinaire est très proche au calcul du LAI : le potentiel de développement est fonction de la température du sol (degrés jours) et ajustée en fonction des mêmes stress que pour le LAI (+ effet anoxie). Une troisième possibilité est de calculer une densité racinaire sur la base du formalisme SELF-GOVERNING mais ne pouvant pas dépasser la densité produite par le formalisme TROPHIC-LINK. Dans les trois cas, la densité de racines produite est ensuite répartie sur le profil de sol en fonction des racines déjà présentes et des contraintes à l'enracinement. Pour l'absorption de l'eau et de l'azote, la densité de racines optimale et donc non limitante à la nutrition de la plante a été fixée à 0.5 cm/cm3 dans le modèle. Ceci est en accord avec les travaux de Bonachela (1996, Figure 1).

A la suite de la thèse les formalismes SELF-GOVERNING et densité vraie, ont servi aux simulations. Il s'agit du paramétrage par défaut proposé par le modèle STICS et qui semblait le plus pertinent pour la simulation de la croissance racinaire compte tenu des processus simulés mais aussi du calage des paramètres plus poussé sur ces modules pour les cultures simulées dans le cadre de la thèse.

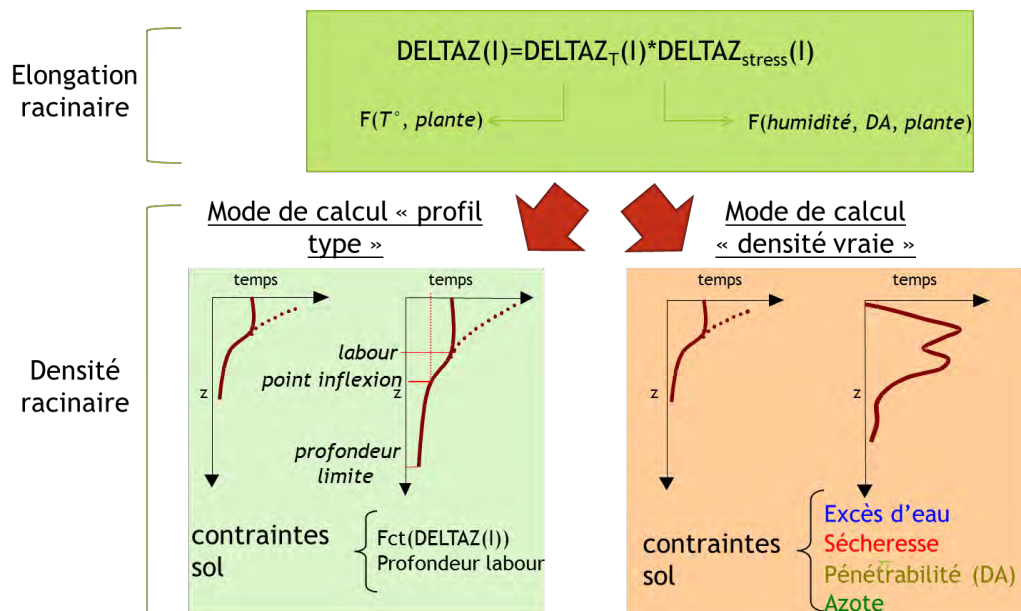


Figure 20 : les formalismes simulant la croissance racinaire de STICS : le calcul selon un profil type et une « vraie » densité racinaire. D'abord l'élongation racinaire et ensuite la densité racinaire est estimée par le modèle et répartie sur le profil de sol selon différentes contraintes.

Par ailleurs, dans le modèle STICS et avec le mode de calcul densité vraie activé, si la DA est comprise entre 0.7 et 1.45 il n'y a pas d'effet du tassement du sol sur la croissance racinaire (Figure 21). En revanche, si la DA s'éloigne de ces bornes, la croissance racinaire est ralentie, voire stoppée, si la densité apparente est supérieure à 2.

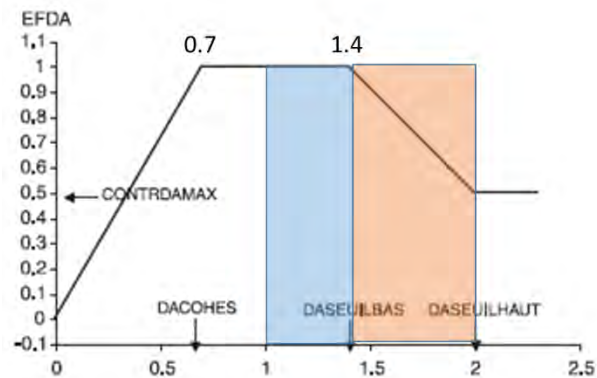


Figure 21 : les seuils de sensibilités à la DA de STICS pour l'effet de limitation lié au tassement du sol sur la croissance racinaire. La partie en rouge montre la gamme du test de sensibilité soumise au stress lié à la compaction et en bleu la gamme de densité pour laquelle la croissance racinaire n'est pas perturbée. DACOHES et DASEUILBAS correspondent aux seuils optimaux pour le développement racinaire (pas de limitation) DASEUILHAUT est la valeur seuil après laquelle les racines sont limitées au maximum dans leur croissance par le tassement. Enfin CONTRDAMAX est la valeur maximale de limitation à l'enracinement lié au tassement du sol.

1.1.3.5 Le sol

Dans le modèle STICS il y a trois possibilités pour représenter le stock d'eau du sol :

- un stock uniquement basé sur la **microporosité**,
- un stock composé de 2 types de compartiments : **microporosité** + macroporosité,
- un stock composé de 3 compartiments : **microporosité** + macroporosité + **fentes de retrait**

Dans ces différents formalismes, le sol est représenté par compartiments pour simuler les transferts d'eau et d'azote (Figure 22). Les couches de sol aux propriétés homogènes, au nombre de 5, sont souvent elles-mêmes discrétisées en couches d'1 cm. C'est toutefois un paramètre qui peut être ajusté pour mieux simuler la distribution de l'eau et la dispersion d'azote dans le sol. Pour chacune de ces couches il est nécessaire de définir en entrée la capacité au champ (HCC), le point de flétrissement permanent (HMINF) ainsi que la densité apparente qui sont considérés constants. Dans le cas de la présence de cailloux, le modèle doit être renseigné sur leurs propriétés de rétention en eau et leur proportion dans le sol. Dès lors que le module simulant une macroporosité est activé, les vitesses d'infiltration maximales à la base de chaque couche de sol doivent être paramétrées pour les échanges d'eau dans la microporosité (traits horizontaux en gras Figure 22).

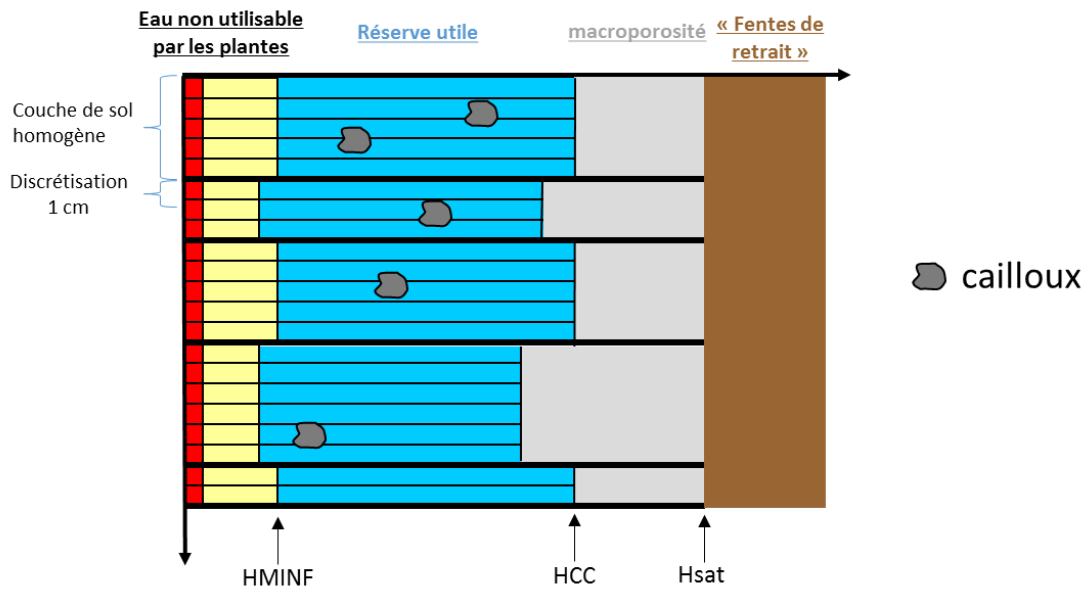


Figure 22 : Schéma simplifié de la représentation du sol et de ces compartiments dans le modèle STICS. HCC est la capacité au champ, HMINF l'humidité au point de flétrissement permanent et Hsat l'humidité à saturation. D'après Brisson et al. (2011)

Pour le cas des sols à propriétés verticales, le modèle STICS permet la simulation du changement de porosité dans le sol et de prendre en compte ou non l'ouverture et la fermeture des fentes de retrait. L'estimation de la macroporosité du sol par le modèle diffère suivant l'activation ou non des fentes de retrait. Les deux manières de calculer la macroporosité suivant l'activation du formalisme simulant la présence de fentes de retrait sont présentées dans l'équation 2. CODEFENTE=0 correspond au cas où le module fente de retrait est désactivé et CODEFENTE=1 le cas contraire. MACROPOR correspondant à la macroporosité exprimée en mm, DA(H) à la densité apparente de la terre fine en g cm⁻³ par couche de sol homogène, EPC(H) l'épaisseur de la couche de sol et HCC et HMIN respectivement la capacité au champ et le point de flétrissement exprimé en % volumique.

$$\begin{aligned} \text{if } CODEFENTE_S = 0 \text{ then } MACROPOR(H) &= \left[\left[1 - \frac{DA(H)}{2.66} \right] - \left[\frac{HCC(H)}{100} DA(H) \right] \right] \cdot 10 \cdot EPC(H) \\ \text{if } CODEFENTE_S = 1 \text{ then } MACROPOR(H) &= 0.5 \cdot [HCC(H) - HMIN(H)] \cdot DA(H) \end{aligned}$$

Eq. 2

Dans le cas où le module fente de retrait est activé (CODEFENTE=1) la macroporosité correspond à 50% de la microporosité accessible à la culture. Sinon le volume de la macroporosité est exprimé en fonction du degré de compaction du sol représentée par la densité apparente. Cette macroporosité est attribuée arbitrairement à chaque couche de sol aux propriétés homogènes

(Figure 22). En parallèle du calcul de cette porosité, des vitesses d'infiltrations maximales à la base des couches de sol homogènes doivent être renseignées pour calculer la limitation de la percolation en eau entre les réservoirs d'eau. Quand le module simulant la présence de fentes de retrait est activé, un réservoir supplémentaire est ajouté correspondant au sol entier. Ce réservoir permet de connecter les réservoirs et permet donc un remplissage des horizons les plus profonds dès lors que les fentes de retrait sont ouvertes et que la macroporosité est remplie.

L'ouverture des fentes de retrait est quant à elle dépendante de deux facteurs : une macroporosité vide et une prospection racinaire plus profonde que la couche de sol considérée. La fermeture des fentes de retrait n'intervient quant à elle que dans le cas où de l'eau entre dans le compartiment « fente de retrait ». L'alimentation de ce compartiment ne se fait uniquement dans le cas où la macroporosité par couche de sol homogène est pleine. Dans le cas de ruissellement (simulé comme une perte d'eau) et dès lors que les fentes de retrait sont ouvertes, l'eau de ruissellement est interceptée par les fentes de retrait.

STICS permet de simuler un grand nombre de processus permettant de simuler l'interaction sol-plante. Il s'agit également du seul modèle de culture permettant de prendre en compte une connectivité des horizons lors des simulations avec des sols à propriétés verticales comme ceux rencontrés dans le Gers. Il convient toutefois de s'interroger sur la pertinence du formalisme simulant les fentes de retrait compte tenu des nombreuses simplifications du phénomène de gonflement-retrait des argiles.

1.2 La représentation des hétérogénéités des cultures : des causes aux méthodes de spatialisations

Afin d'être capable de comprendre et de reproduire les hétérogénéités des cultures, il est nécessaire d'identifier les processus majeurs intervenant dans les différences de végétation observées et de simuler avec un modèle les processus inhérents à ces différences observées. Le choix d'une stratégie de spatialisation n'est également pas trivial puisqu'il est soumis à de nombreuses contraintes méthodologiques qui sont notamment liées la compréhension de la représentativité spatiale de la mesure.

1.2.1 Les déterminants de l'hétérogénéité

Les déterminants des hétérogénéités observées au sein des cultures peuvent être nombreuses : le microclimat, la nature des sols ou encore les activités humaines et les interactions avec d'autres espèces qu'elles soient de nature trophique ou purement compétitive. En mettant de côté les facteurs biotiques (interaction inter-espèces), les déterminants de la culture sont ceux

représentés sur la Figure 23. Le microclimat va influencer le développement de la culture par l'ensoleillement, les températures, l'hygrométrie et le vent mais aussi par la composition de l'atmosphère. Le sol, quant à lui, va être le support de culture mais aussi une source de nutriments pour la plante. Enfin les activités humaines vont influencer la culture notamment par l'emploi d'intrants, le travail du sol ou encore par les interventions directes sur la culture (fauche, récolte, etc.).

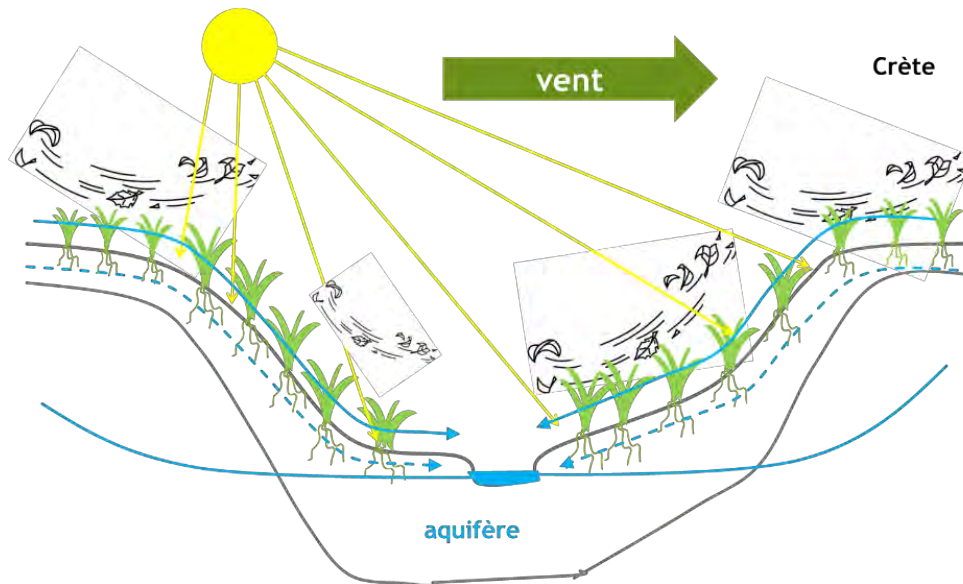


Figure 23 : Les déterminants des hétérogénéités des cultures. Les lignes grises montrent les délimitations du sol, les flèches bleues les flux d'eau par transferts latéraux (flèches pleines= ruissellement ; flèches en pointillé= transferts hypodermiques).

1.2.1.1 Le climat

1.2.1.1.1 Ensoleillement

Le rayonnement solaire intervient de manière directe et indirecte sur la plante. L'énergie solaire influe sur les températures de la culture et l'évapotranspiration mais aussi directement sur la photosynthèse et par les dommages causés aux plantes (e.g. échaudage). A l'échelle du paysage, les variations observées sont dépendantes du climat local mais aussi de la topographie qui peut fortement modifier l'exposition du sol et de la culture au rayonnement solaire (Allen et al., 2006; Kumar et al., 1997)

A la surface du sol (ou de la terre), le rayonnement net est la somme des flux énergétiques entrant moins les flux sortant. Les principales variations de flux d'énergie du système sont pilotées par les variations du rayonnement solaire qui joue directement ou indirectement sur les autres flux énergétiques. Une variation du rayonnement incident va donc influencer l'évapotranspiration et le bilan hydrique, la température et les réactions biotiques (développement de la végétation, variation de l'activité microbienne) et abiotiques (réaction chimiques et mécaniques au niveau du sol).

La qualité de l'ensoleillement va aussi être déterminante sur le développement de la plante. Le rayonnement peut influencer de plusieurs manières sur son développement (Tableau 2) : en fournissant une source d'énergie pour la conversion de CO₂ atmosphérique en molécules organiques pour la plante (photosynthèse), en permettant le calage de la chronobiologie de la plante (photomorphogénèse), en nuisant au développement de la plante (UV) et par son influence sur les variations de températures.

Tableau 2 : Longueurs d'onde et l'impact sur le développement de la plante. Tiré de Larcher W. (2003)

Table 1.6. Effect of radiation on plant life. (Ross 1981) (+) Significant; (x) slight; (o) insignificant

Spectral region	Wavelength [nm]	Percent of solar radiant energy	Effects of radiation			
			Photo-synthetic	Photo-morpho-genetic	Photo- destruc-tive	Thermal
Ultraviolet	290–380	0–4	o	x	+	o
Photosynthetically active radiation (PhAR)	380–710	21–46 ^a	+	+	x	+
Infrared	750–4000	50–79 ^a	o	+	o	+
Longwave radiation	4000–100000		o	o	o	+

^a Depending on position of sun and degree of cloud cover.

La sensibilité de la plante au rayonnement photosynthétiquement actif (PAR) va dépendre des stades de la plante. Dans les premiers stades de croissance la capacité d'intercepter le rayonnement solaire va être limitée par la surface foliaire. En revanche dès lors que la surface foliaire, souvent représentée par le Leaf Area Index atteint une valeur élevée (en général LAI=4), la fraction du PAR (ou FAPAR) intercepté est presque égal à 1 et n'est plus limitant au développement de la plante (Gower et al., 1999). Le rayonnement infrarouge émis par l'atmosphère va permettre à la plante d'adapter sa croissance aux cycles journalier et annuel. Il s'agit moins d'une sensibilité liée à la quantité de rayonnement qu'à la proportion des ondes rouges à 640-700 nm par rapport à l'infrarouge « proche » correspondant aux longueurs d'onde de 700-740 nm (Hopkins and Huner, 2008). Les deux types de rayonnement ont des effets antagonistes sur les récepteurs de la plante appelées phytochromes. Selon la nature du rayonnement, la plante déclenchera ou retardera les différents stades comme la floraison ou la germination. Enfin les ondes dans le bleu (400-500 nm) ou l'ultraviolet, A et B (280-400 nm) sont également susceptibles d'influencer la croissance des plantes par inhibition de la photosynthèse et par le contrôle du phototropisme de la plante (Hopkins and Huner, 2008).

1.2.1.1.2 Les constituants de l'atmosphère, dépôts météoritiques et pluviométrie

Les constituants de l'atmosphère influencent également le développement des plantes. Des concentrations élevées en CO₂ favorisent l'activité photosynthétique et la production de biomasse des cultures (Hocking and Meyer, 1991; Mitchell et al., 1993). Toutefois si cet effet du CO₂ peut potentiellement affecter les différences de croissance de végétation à l'échelle régionale les variations de concentration de CO₂ atmosphérique sont négligeables pour une échelle locale et pour une courte période.

L'ozone atmosphérique peut provoquer des dégâts importants au niveau de la plante (Krupa et al., 2001). L'ozone étant un composé très réactif sa durée de vie dans l'atmosphère est très faible. Ainsi il n'y a pas une grande distance entre sa source de production et la cible avec laquelle l'O₃ va réagir. Dans les champs cultivés c'est la présence d'une route à fort passage qui pourra être source de variation des concentrations d'ozone et qui sera susceptible d'avoir un effet sur la végétation en lisière.

Les dépôts atmosphériques d'azote sous forme de pluviolessivats ou sous forme sèche peuvent être importants dans certaines régions ; (van Breemen and van Dijk, 1988) toutefois, ils représentent entre 2 et 30 kgN/ha (Thimonier et al., 2012). A cela s'ajoute qu'à une échelle locale il y a peu de différence sur la répartition spatiale des apports à moins d'une proximité immédiate avec une source, élevage ou usine (Neff et al., 2002).

Par ailleurs l'hétérogénéité des pluies peut être à l'origine de développement différencié de la végétation dans l'espace en particulier en conditions arides ou semi-aride (Le Hourou et al., 1988). Cette distribution des pluie impacte le réseau hydrologique (Nicótina et al., 2008) mais à l'échelle d'un petit sous bassin ces variations sont négligeables.

1.2.1.1.3 Le vent

Les plantes cultivées sont peu influencées par le vent de manière directe. Celui-ci peut induire une friction mécanique des feuilles ou être à l'origine d'un changement de morphologie des feuilles mais ces phénomènes sont difficiles à quantifier et jouent sur des ordre de grandeurs relativement faibles (Cleugh et al., 1998). Lors de certains épisodes venteux particulièrement prononcés et combinés à d'importants cumuls de pluie, le vent peut cependant induire une verse (Pinthus, 1974). Le vent va surtout moduler les flux d'eau et d'énergie et ainsi affecter l'ETP, et la température de surface des sols et des couverts végétaux.

Dans la couche limite de l'atmosphère, le vent dépend essentiellement de la rugosité du sol et de la topographie. La rugosité de surface du sol va diminuer la vitesse du vent à cause des forces

de frottement. La topographie, quant à elle, peut agir de deux manières sur le vent : elle peut induire une accélération du vent au niveau des crêtes (Maharani et al., 2009) et des turbulences sur les pentes (Taylor and Lee, 1984).

1.2.1.2 Le sol

Pour la plante, le sol n'est pas seulement un stock d'eau (Cf. 1.1.2) et de nutriments mais il s'agit également d'un écosystème avec lequel la plante interagit et qui remplit une fonction de support. Le développement du système racinaire répond aux deux impératifs de la plante qui sont d'assurer son ancrage au sol et sa nutrition. Pour la fonction d'ancrage, la plante peut subir comme une contrainte un sol à forte densité ayant des pores de petite taille ou le manque de structuration du sol (Angers and Caron, 1998; Bengough and Mullins, 1990). Cette contrainte agit sur la répartition des racines dans le sol et impacte donc l'accès aux ressources du sol.

La structure du sol ainsi que sa composition vont agir sur l'activité biologique du sol et notamment sur la minéralisation et l'organisation des éléments nutritifs de la plante. Ainsi, suivant la nature des communautés microbiennes, la nature du sol et l'apport de matière organique fraîche, l'accès de la culture à des ressources mobilisables sera différent (A. J. Franzluebbers, 2002; Guenet et al., 2012).

1.2.1.3 Les flux d'eau au sein du paysage

A l'échelle du paysage, l'eau se redistribue par des transferts verticaux (infiltration, évapotranspiration, drainage) et latéraux. Ces flux d'eau sont dépendants de la topographie, de la porosité du sol, de la roche mère et du couvert végétal qui font déterminer les vitesses de transfert et le sens de l'écoulement (Hewlett and Hibbert, 1967; Winter et al., 1998). Suivant la nature de la surface concave ou convexe et la pente, l'eau aura tendance à l'accumuler ou à être évacuée du sol.

La plante n'est affectée par ces flux que s'ils concernent la zone du sol qui sert à l'alimentation hydrique de la plante. Ainsi la plante sera affectée par les transferts latéraux au sein de la zone non-saturée et par le ruissellement mais également par la proximité de la nappe, si celle-ci est susceptible de remonter au niveau des racines (anoxie) ou si elle influe sur l'humidité de la zone non-saturée par des remontées capillaires.

1.2.1.4 Conclusion

De nombreux facteurs influent le développement de la plante et peuvent être des facteurs explicatifs des hétérogénéités. A une échelle locale, le sol et le microclimat (en particulier le rayonnement) sont les deux facteurs explicatifs majeurs des différences de développement de la végétation observées. Toutefois un facteur commun de ces hétérogénéités est la topographie qui à

elle seule explique la distribution des sols et de l'eau dans le paysage et qui influe de manière importante sur le microclimat. **Il apparaît donc qu'au sein d'un bassin versant, qui représente une unité topographique et hydrologique cohérente et reproductible au sein du paysage, la variabilité de développement de la végétation est importante.**

1.2.2 La représentativité spatiale des mesures et des modèles

Une étape préalable à l'utilisation ou l'interprétation des mesures et de modèles dans l'espace est de définir leur représentativité spatiale. Dans le cas de la mesure, cette connaissance permet de déterminer un protocole de mesure et d'échantillonnage et dans le cadre de l'utilisation de modèle cela peut conduire à définir une méthode pour spatialiser le modèle.

Chaque mesure et chaque modèle a une représentativité ou un domaine de validité spatial qui lui est propre, notamment à cause du volume ou de la surface représentée ou encore de l'unité de simulation qui peut être une parcelle, un pédon ou encore un pixel/voxel. Ainsi pour utiliser ou interpréter des mesures ou des modèles dans l'espace, il est indispensable de comprendre les conséquences des hypothèses sous-jacentes.

1.2.2.1 L'interprétation de la mesure

L'interprétation de la représentativité de la mesure dans l'espace est avant tout fondée sur des hypothèses statistiques. Dans l'espace cette mesure est souvent considérée comme continue ce qui constitue en soi une hypothèse qui se traduit par une incertitude. Par ailleurs, la validité des hypothèses spatiales sont également fonction de leur représentativité temporelle.

1.2.2.1.1 La représentativité statistique

Il existe deux approches pour interpréter une mesure : soit la valeur mesurée est associée à une probabilité d'obtention soit les mesures sont considérées comme possédant une part constante et une part variable. En réalité la seconde approche n'est possible qu'en ayant connaissance de la probabilité associée à la mesure. En effet en connaissant la distribution des valeurs possibles il est possible de définir ou d'utiliser des lois statistiques permettant de décrire la distribution des probables. Communément, dans les différents domaines de la biologie, c'est la loi normale qui est souvent la plus adaptée pour décrire les variables. Avec cette loi il est alors possible de définir un intervalle de confiance (fonction de l'écart-type) autour d'une valeur fixe (la moyenne) pour une marge d'erreur que l'on impose. La qualité de la représentation d'une variable par une valeur moyenne et de sa part aléatoire, ou considérée comme aléatoire, va entièrement dépendre de la représentativité des valeurs qui ont servi à les établir. Autrement dit, un échantillon permettra de représenter une population dès lors que les deux ont la même distribution de probabilité de leurs

valeurs à une marge d'erreur près. Dans le cas concret de la spatialisation, il s'agit de retrouver la distribution des valeurs grâce à un échantillon représentatif de même variance et de même espérance.

1.2.2.1.2 La mesure inscrite dans un espace continu

La translation de propriétés locales d'un échantillon représenté par une ou plusieurs mesures à un système plus large est majoritairement basé sur l'hypothèse d'une continuité du système sur ces 1, 2 ou 3 dimensions spatiales (Wang et al., 2012; Zaslavsky, 1968). Sur la base de cette hypothèse, il est possible d'interpréter une zone plus large par extrapolation dès lors que ce continuum peut être reproduit par des relations logiques. Dans le cas de l'interpolation, l'hypothèse de continuum est considérée entre plusieurs valeurs. Cette hypothèse de continuum permet donc d'appliquer des règles pour combler l'absence de données par extrapolation ou interpolation (Figure 24) ou encore par upscaling et downscaling. Les différentes méthodes existantes (ex extrapolation/interpolation, agrégation/désagrégation), sont basées sur des *a priori* de la répartition spatiale de ces données ou par une reproduction empirique des patterns spatiaux observés.

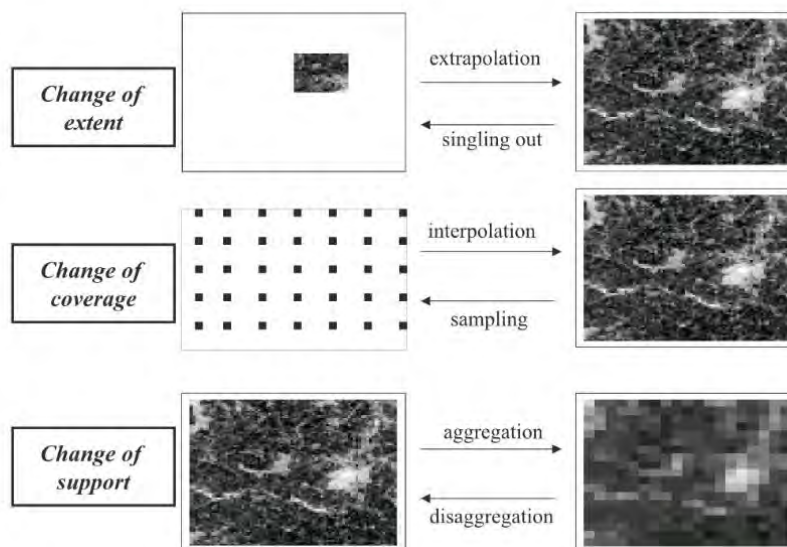


Figure 24 Les méthodes d'interprétation de l'espace, tiré de Faivre et al. (2009)

Quelle que soit la manière de représenter la répartition spatiale d'une variable, l'enjeu est de comprendre la structuration de l'espace notamment en définissant des surfaces ou des volumes homogènes, ce qui ne peut être fait qu'en définissant une unité statistiquement homogène ou en assumant une erreur liée à l'hypothèse d'homogénéité. Statistiquement, un échantillon d'une population non représentatif a une variance et une moyenne différentes de la population entière pour une erreur assumée. Pour qu'un échantillon puisse être représentatif il faut qu'il soit de taille suffisamment importante (Figure 25). Ce volume peut se définir sous l'appellation VER ou Volume

Elémentaire Représentatif (Bachmat and Bear, 1987; Skogerboe, 1984). Il s'agit d'un volume correspondant au nombre de mesures nécessaire pour avoir une moyenne et une variance représentatives. Dans le cadre de la spatialisation, il correspond à un volume ou à une surface réelle à échantillonner (Barralis et al., 1986; Bresler, E.S., Dasberg, D.R., Dagan, 1981).

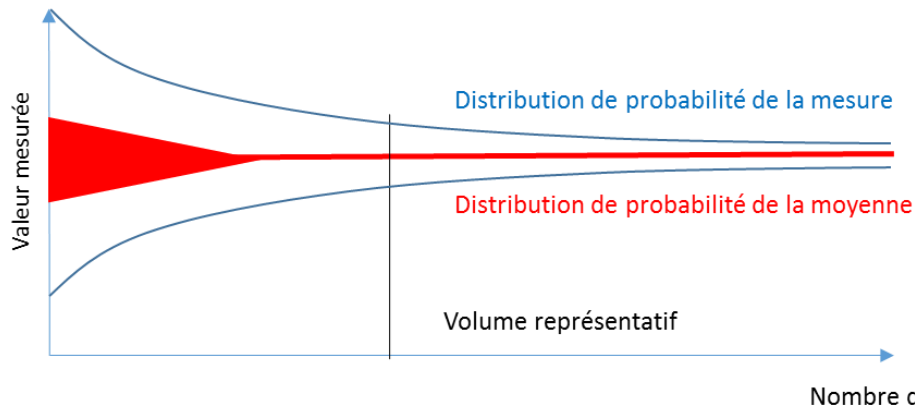


Figure 25 : schéma conceptuel de la distribution de probabilité d'une valeur en fonction du volume échantillonné d'après Hillel (2013)

L'échantillonnage de l'espace ne se limite pas à définir un volume à échantillonner : il est également essentiel de définir une zone où effectuer ces mesures, un espacement entre les mesures adapté au besoin de représentation mais aussi d'avoir un volume échantillonné qui ne soit pas surdimensionné (Famiglietti et al., 2008; Grayson and Blöschl, 2001). En effet une mesure très intégratrice peut lisser l'interprétation de l'espace entre les mesures (Figure 26 c). L'espace entre les mesure peut être également déterminant dans l'interprétation de la continuité d'un système (li, 2014) car il va déterminer l'interpolation ou de l'extrapolation qui en est faite (Figure 26 a). Enfin la mesure elle-même n'est pas la seule limitation à l'interprétation spatiale : l'étendue de la zone d'échantillonnage va également limiter la représentativité de l'échantillonnage (Figure 26 b).

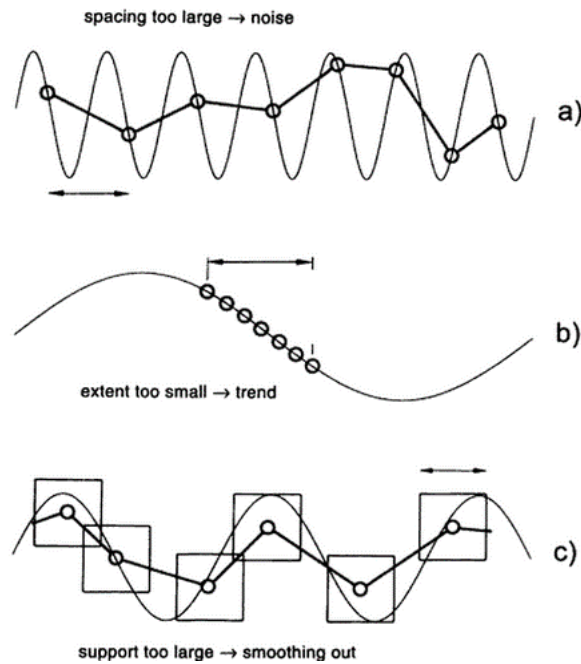


Figure 26 : Schéma de la spatialisation et de l'interprétation du système continu (Grayson and Blöschl, 2001). Les points représentent les mesures ponctuelles dans l'espace et les carrés des mesures intégratrices d'un volume spatial important. Les courbes représentent l'espace à mesurer et les lignes la représentation de cet espace qui est déduit par les mesures.

A ces contraintes peut s'ajouter l'acquisition de mesure elle-même et l'incertitude autour de son acquisition. Certaines mesures peuvent être très contraignantes avec une faible représentativité spatiale comme les mesures de biomasse destructives ponctuelles ou les mesures sur des profils de sols entiers. Dans d'autres cas, la mesure peut être plus simple à acquérir mais intègre une surface importante avec une plus faible représentativité des hétérogénéités locales (exemple imagerie satellite). Enfin de nombreuses mesures sont indirectes ce qui nécessite d'avoir un modèle interprétatif comme pour l'interprétation du signal des sondes d'humidité (Gaudu et al., 1993; li, 2014) ou encore les mesures géophysiques pour lesquelles il est nécessaire de différencier les sources d'interaction avec le signal (Friedman, 2005). Dans le cas de l'imagerie, l'interprétation se fait après traitement du signal qui ne représente pas directement l'objet de la mesure (exemple LAI, biomasse, densité de racines...). Il convient donc d'établir le lien entre le signal mesuré et l'objet dont on souhaite qualifier l'état (NDVI, densité de pixels etc.).

Quelle que soit la mesure, celle-ci intègre une incertitude, liée au protocole, qui peut être d'autant plus importante qu'elle n'est pas effectuée de manière directe et sujette aux erreurs d'interprétations. Sur le plan statistique, cette précision de la mesure va varier suivant le niveau d'agrégation de la donnée ou de sa représentativité (Levin, 1992). Comme vu précédemment, pour représenter un système homogène isotrope, il faut que l'échantillonnage ait atteint une taille critique (VER) pour qu'il soit représentatif. Or, tant que ce volume n'est pas atteint, la moyenne et la

variance de cet échantillon peuvent varier. Par conséquent, une part de variance non expliquée dépendra du volume échantillonné. Ce volume échantillonné peut se décliner par un volume intégré par la mesure important (Figure 27, carré rouge), ou par un nombre de répliques suffisamment important (Figure 27, carré bleu) pour compenser le manque de représentativité et l'incertitude de la mesure. D'autre part, si le volume que l'on souhaite représenter n'est pas homogène, alors l'agrégation des mesures est également susceptible de changer la variance et la moyenne.

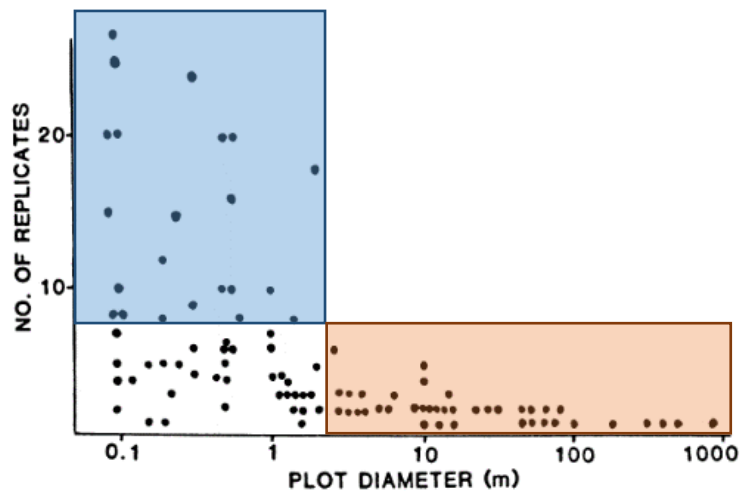


Figure 27 : Répétitivité en fonction du volume échantillonné dans différentes études en écologie du journal *Ecology* de 1980 à 1986. Tiré de Levin (1992).

C'est par exemple le cas d'indice de végétation (NDVI) qui varie suivant l'échelle (Friedl et al., 1995) mais aussi des mesures des variables de sol qui sont nécessairement intégrées à un volume minimum échantillonné et dont la répétitivité est limitée par la contrainte de la mesure (Hillel, 1998; Nielsen, 1973). En effet, certaines mesures ne sont pas faites avec des *a priori* sur la structure spatiale à échantillonner et peuvent se retrouver dans trois cas possibles : échantillonner un volume hétérogène, échantillonner un volume homogène mais la mesure seule n'est pas suffisamment représentative ou encore la mesure est bien représentative. En effet, l'échantillonnage représentatif d'une zone homogène étant un idéal rarement atteint par une seule mesure.

Cela a conduit à développer des méthodes afin de comprendre la représentativité de différentes variables qu'elles soient biophysiques (Burrows et al., 2002; Kravchenko et al., 2005), des synusies (Barkman, 1989) ou encore des variables liées aux sol (Nielsen, 1973; Trangmar et al., 1986). Chaque méthode et outil sont plus ou moins adaptées selon les variables étudiées puisque celles-ci ont un comportement qui leur est propre même si le volume échantillonné est strictement le même (Fox, 1982).

La qualité de la représentation de l'espace dépend donc :

- **de la représentativité statistique de la mesure par le volume échantillonné**
- **de l'échantillonnage spatial**
- **de la délimitation de l'espace qui est échantillonné (étendue)**
- **la précision de la mesure et de son interprétation**

Quelle que soit la méthode d'interprétation de l'espace, interpolation, extrapolation, agrégation ou désagrégation, il est nécessaire de trouver un compromis entre chacune de ces 4 contraintes dans la stratégie de spatialisation.

1.2.2.1.3 Le cas particulier de la dimension temporelle

A bien des égards, la représentativité temporelle des mesures impose les mêmes contraintes que celle de leur représentativité spatiale. La dimension temporelle peut s'interpréter, comme pour l'espace, à partir de l'hypothèse de continuité. Les problématiques d'interpolation ou d'extrapolation sont dans ce cas équivalentes. Toutefois l'échelle temporelle doit être prise en compte conjointement à l'échelle spatiale (Bloschl and Sivapalan, 1995; Turner et al., 1989) pour représenter les variables. En effet, l'échantillonnage spatial est systématiquement associé à une représentativité temporelle. Celle-ci peut être attribuée à un moment qui est soit instantané soit lié à une durée. Une homologie avec l'échelle spatiale est que la représentativité temporelle d'une mesure va dépendre de l'échelle de temps regardée (étendue spatiale), de l'espacement entre les mesures et de l'intégration temporelle (instantané, durée).

1.2.2.2 Robustesse, sensibilité et domaines de validité des modèles dans l'espace

Dans le cadre de l'utilisation de modèles, il est nécessaire d'avoir une représentation spatiale des données d'entrée en adéquation avec le formalisme et une cohérence de représentativité entre les données d'entrée et celles voulues en sortie. Cependant l'adéquation entre représentativité des données du modèle et la représentativité des processus et sorties simulés ne sont jamais exactement équivalents (Figure 28). Dans les modèles, cette limitation méthodologique est compensée par la robustesse du formalisme et du paramétrage qui ne vise pas à reproduire exactement la réalité et qui assume donc, comme la mesure, une part d'erreur.

Quelle que soit la complexité du modèle, la possibilité de faire varier les systèmes d'équation suivant les situations est une possibilité permettant d'élargir son domaine de validité et sa robustesse. Cela peut se manifester par l'activation de modules prenant en compte des particularismes locaux (gonflement des argiles), des phénomènes particuliers (capillarité, bilan d'énergie empirique/résistif, etc.) ou en permettant l'utilisation d'un formalisme alternatif modifiant

la représentation conceptuelle du système représenté. Dans les modèles décrivant des relations empiriques, il est possible de dépasser la restriction du domaine de validité liée à une échelle spécifique, notamment par des méthodes de standardisation du paramétrage pour qu'il soit insensible à l'échelle (Gelman, 2008) ou par la modalisation de l'effet du changement d'échelle (Li et al., 2006; Martin et al., 2013).

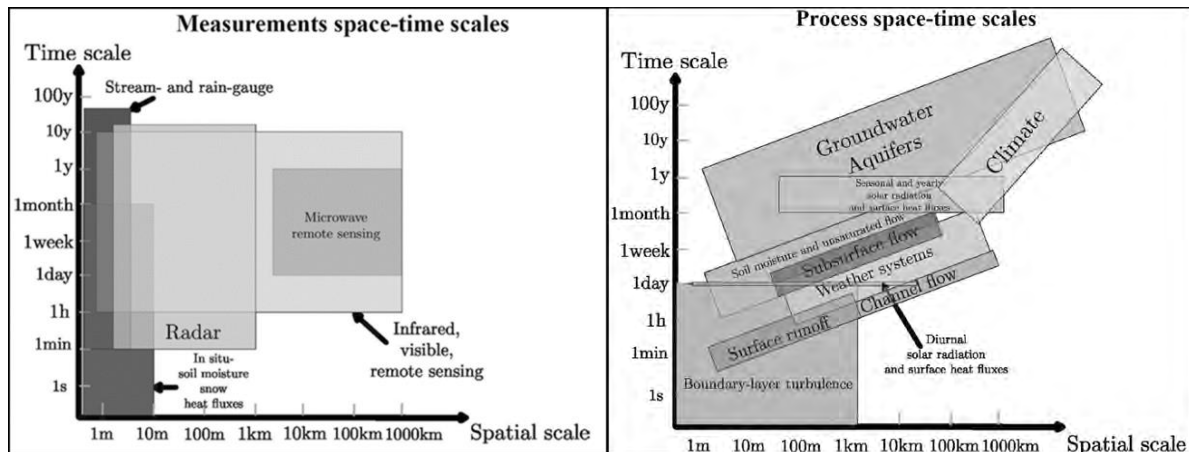


Figure 28 : Schéma approximatif de l'étendue spatiale et temporelle pouvant être représentée par les mesures (gauche) et les processus hydrologiques avec leur représentation spatiale et temporelle (droite). Tiré de (Gentine et al., 2012).

La robustesse des modèles est en partie déterminée par le calage. Il est nécessaire d'avoir une base de données de calibration et de validation qui ait une représentativité spatiale et temporelle équivalente et représentative de la zone que l'on souhaite étudier (Grayson and Blöschl, 2001). Dans le cas des fonctions de pédotransfert, cela a un impact direct sur leur domaine de validité : les fonctions établies à l'échelle territoriale ne sont valides qu'à cette échelle et perdent en pertinence dès lors qu'elles sont appliquées à des échelles différentes (Pachepsky et al., 2006; Vereecken et al., 2010). Le calage de données avec une base de données de taille suffisamment représentative va limiter le poids des particularités locales (outsiders) et limiter le surajustement auquel sont soumises les petites bases de données au profit d'une restitution des tendances générales (Parzen, 1979).

Dans le cas des modèles relativement riches en formalismes comme STICS, Aquacrop, HYDRUS ou encore SAFYE (Coucheney et al., 2015; Duchemin et al., 2015; Skaggs et al., 2012; Steduto et al., 2009), le formalisme a une certaine robustesse qui permet de s'affranchir d'une part des erreurs de paramétrage et de calage liées aux mesures. La robustesse est en général permise par la simplicité (principe de parcimonie) des formalismes qui les composent (Parzen, 1979). Ceux-ci sont en général basés sur des descriptions empiriques qui permettent de limiter l'impact de la paramétrisation (Carlson and Doyle, 2002). Une autre part de cette robustesse est liée à plusieurs

facteurs liés à l'organisation du modèle. L'organisation des modèles est souvent modulaire et hiérarchisée avec des réactions de cause à effet. Cette organisation modulaire et hiérarchisée va limiter les interactions au sein d'un même modèle et va permettre des interactions parcimonieuses entre niveaux d'organisation et entre les valeurs d'entrées du modèle et les sorties. Enfin, la méthode de paramétrisation et de calage sont également essentiels à la robustesse du modèle. En effet, un calage sur plusieurs variables va permettre d'ajuster les interactions entre formalismes (Guillaume et al., 2011). Une autre approche pour apporter de la robustesse à un modèle peut être la résolution d'équations différentielles telle que proposée par certains modèles comme HYDRUS (Šimůnek et al., 2013). La résolution d'équation différentielles et la convergence de différentes équations sur un résultat peuvent être une solution afin de limiter la dérive des variables simulées lors d'un changement d'échelle. Enfin dans certains modèles, la possibilité est laissée d'imposer un pas de temps et de simuler suivant différentes discrétisation de l'espace (Šimůnek et al., 2013, 2012). Cela implique un formalisme adaptable à ce changement d'échelle (Farmer, 2002) ce qui laisse la liberté de mettre en adéquation la mesure et la représentation spatiale du modèle.

Un autre déterminant de la robustesse est la compensation d'erreur entre mesure et interprétation par le modèle. Par exemple, l'estimation de la réserve utile déterminée par la mesure de la capacité au champ et du point de flétrissement, est souvent faite par des mesures effectuées en laboratoire qui donnent des valeurs intégrées sur un échantillon entier. Or les valeurs de capacité au champ et de point de flétrissement peuvent varier de manière importante sur le profil ce qui peut avoir un impact direct sur les simulations et la distribution des racines (Figure 29). Toutefois, sur plusieurs horizons l'erreur se compense. Ainsi, il est possible que sur les variables de sortie cette incertitude n'impacte que très peu certaines des variables simulées.

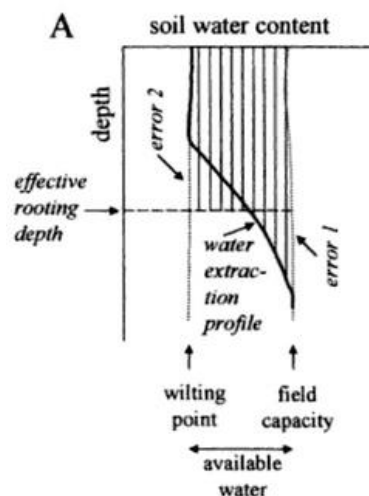


Figure 29 : la compensation d'erreur (error 1 et 2) sur l'estimation du profil d'extraction d'eau par les racines dans un sol discrétisé entre deux couches. La ligne correspond au profil réel d'extraction de l'eau. Tiré de Smit et al. 2013

Les modèles nécessitent parfois un grand nombre d'entrées ce qui peut rendre la tâche de spatialisation plus compliquée, chacune des variables ayant une répartition spatiale différente susceptible d'évoluer au cours du temps. **Une manière de simplifier la démarche de spatialisation des modèles est d'établir une stratégie basée sur la sensibilité du modèle et la spatialisation des entrées du modèle qui permettent la représentation des processus majeurs que l'on souhaite observer (Grayson and Blöschl, 2001). La robustesse des modèles ne compensant qu'en partie l'erreur, il est donc nécessaire après spatialisation de déterminer l'efficacité de la méthode sur les variables d'intérêt et d'établir un nouveau domaine de validité sur la base de ses performances de simulation.**

1.2.3 De l'échantillonnage dans l'espace à la spatialisation des mesures

La distribution des processus et des variables dans l'espace est une des principales sources d'incertitude pour l'interprétation des différents phénomènes et leur interprétation à différentes échelles spatiales et temporelles (Gentine et al., 2012). De nombreuses méthodes d'échantillonnage et de spatialisation existent et permettent d'avoir une représentation des modèles et les mesures. Le choix de la méthode va avant tout dépendre des objectifs et de la nature des données acquises.

Pour permettre une représentation d'une aire ou d'un volume pour une variable deux types d'acquisitions sont possibles : soit des mesures avec une représentativité locale in situ qui nécessite une stratégie d'échantillonnage de l'espace, soit des mesures exhaustives de l'espace (ex imagerie satellite). Par ailleurs, il existe deux méthodes distinctes pour accéder à des variables dans l'espace, soit de manière statistique (méthodes SCORPAN et dérivées) soit par la technique d'inversion de modèle.

Dans cette partie est donc abordé les principales stratégies d'acquisitions pour obtenir une représentation des variables dans l'espace.

1.2.3.1 Les méthodes d'acquisition et interprétation des mesures localisées dans l'espace

Les mesures peuvent être effectuées de manière ponctuelle, avec une forte répétitivité spatiale (géophysique, capteurs embarqués) ou représenter l'espace de manière exhaustive (imagerie). Les méthodes d'échantillonnage, l'interprétation des mesures dans l'espace ainsi que les méthodes pouvant être utilisés vont différer suivant la nature des données à spatialiser.

1.2.3.1.1 Les mesures ponctuelles

Certaines mesures sont difficiles à acquérir ce qui impose de limiter le nombre de mesures à effectuer. C'est notamment le cas des analyses de terre et des prélèvements de biomasse qui sont des mesures particulièrement contraignantes à obtenir. Le nombre de mesure étant techniquement limité, le choix des zones à échantillonner est donc déterminant dans la représentation de l'espace. Sans être totalement exhaustif, il est possible de distinguer deux types d'échantillonnages (Figure 30) (i) un échantillonnage sans a priori (ii) un échantillonnage orienté sur des connaissances préalables de la répartition spatiale. Dans le premier cas, l'échantillonnage de l'espace pourra être aléatoire (Figure 30 a) ou bien systématique (Figure 30 c). Ces deux méthodes n'induisent pas de biais lié à des a priori mais ces méthodes nécessitent parfois un grand nombre de mesures pour se rapprocher au mieux de l'exhaustivité (Allen et al., 2010). En revanche il existe différentes méthodes qui permettent de sélectionner un nombre de points à échantillonner en se basant sur des connaissances préalables et de maximiser la représentativité des points de mesure.

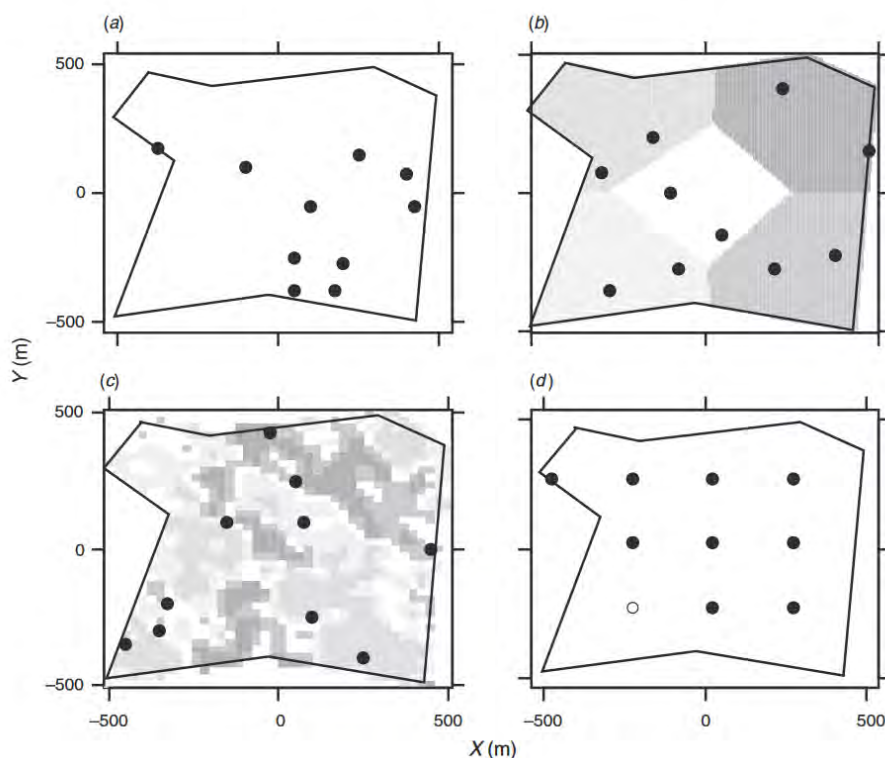


Figure 30 : Différentes méthodes d'échantillonnage : (a) échantillonnage purement aléatoire (b) un échantillonnage aléatoire stratifié sur la base de critère géographiques (c) échantillonnage aléatoire stratifié selon une variable explicative (ex variable obtenue par télédétection) (d) un échantillonnage régulier de l'espace. Tiré de Allen et al. (2010)

Une de ces stratégies d'échantillonnage consiste à se baser sur des algorithmes qui exploitent la connaissance des schémas de distribution spatiaux via des critères géostatistiques. En

géostatistique, la répartition des variables dans l'espace est étudiée par l'autocovariance et/ou l'autocorrélation. Ces critères géostatistiques sont des fonctions qui permettent d'étudier la similarité ou la dissimilarité des variables en fonction de critères de distance basés soit sur la variance soit sur des coefficients de corrélation. Ainsi la covariance représentée visuellement par un variogramme, couramment représenté comme semi-variogramme (1/2 du facteur de définition) permet d'identifier la répartition spatiale de la variable. La covariance se calcule d'après la formule suivante :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} \text{Var}[Z(x) - Z(x+h)] = \frac{1}{2} E[(Z(x) - Z(x+h))^2]$$

Eq 3

Où Z est la variable d'espace x et h est l'éloignement entre deux points. Var est la variance et E l'espérance.

Trois paramètres principaux permettent d'interpréter l'autocovariance et les variogrammes : la pépite (valeur en distance 0 de la variance/espérance), la plage (range) qui peut représenter la distance pour atteindre un plateau et la troisième valeur est celle du plateau appelé seuil (sill) (Figure 31). Le cas représenté dans la Figure 31 est le cas d'une variable stationnaire, autrement dit cette variable aura une moyenne stable dès lors qu'une distance minimale est atteinte (plage). Le phénomène de pépite est quant à lui attribuable soit à la taille de l'entité mesurée soit à l'incertitude associée à la mesure. Ainsi, sur la base de ces critères géostatistiques il est possible de créer un modèle empirique qui reproduit les schémas de répartition spatiale d'une variable et de s'en servir pour établir des zones à échantillonner par inférence statistique (Brus and De Gruijter, 1997; McBratney et al., 1981).

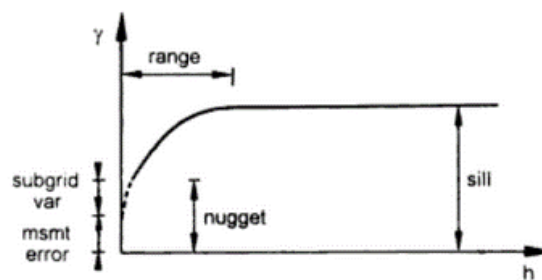


Figure 31 : Schéma d'un semi variogramme d'une variable stationnaire avec seuil. « Nugget », en français la pépite est la valeur en distance 0 de la variance ou de l'espérance, « range » ou plage, est la distance pour atteindre un plateau et « sill » est valeur atteinte au plateau. La pépite se compose d'une part liée à l'intégration de la mesure (msmt error) et une autre pouvant être dû à l'absence de données sur des courtes distances entre les données spatiales (subgrid var). tiré de Grayson and Blöschl (2001)

La covariance connue avec une ou plusieurs variables qui sont mesurées avec une forte répétitivité spatiale (Figure 30b, Figure 30c) peut être elle aussi exploitée pour déterminer un échantillonnage. C'est le cas des méthodes d'échantillonnage stratifiées comme la méthode de Monte Carlo et de ses dérivées. La méthode stratifiée consiste à créer des classes au sein des variables d'entrée puis à faire un échantillonnage aléatoire itératif au sein de ces nouvelles entités (Figure 30 b). Il est toutefois nécessaire de s'assurer que la probabilité d'occurrence des différentes classes créées est bien équiprobable. La méthode d'échantillonnage stratifiée la plus courante et la plus connue est l'échantillonnage par hypercube latin (Lagacherie et al., 2006; Minasny and McBratney, 2006). **Il s'agit de la méthode qui a été retenue pour déterminer les points de suivi au cours de la thèse car cette méthode a déjà été éprouvée dans différentes études et a montré sa pertinence pour les mesures des propriétés de sol.**

1.2.3.1.2 Le cas des mesures à forte répétitivité spatiale

Certaines mesures sont moins contraignantes et peuvent être répétées plus facilement dans l'espace. Cela concerne toutes les mesures rapides d'acquisition et qui peuvent être acquises de manière itinérante : pénétrométrie, résistivité, ou encore estimation du rendement de manière spatialisée. Ces mesures étant régulières mais ponctuelles et avec une répartition spatiale hétérogène, elles nécessitent d'être interpolées pour représenter la distribution spatiale. Pour cela il existe de très nombreuses méthodes qui peuvent s'appuyer sur des méthodes géostatistiques (krigeage) ou non géostatistiques comme la méthode des voisins naturels ou encore avec une pondération inverse au carré de la distance (Li and Heap, 2011).

Le krigage (Figure 32 b) est une méthode qui s'appuie sur la reproduction de l'autocovariance spatiale en calant un modèle sur un variogramme issu des mesures. C'est une méthode locale non-biaisée, le modèle étant calé sur la minimisation de la variance. Cette méthode s'appuie sur le critère de distance par rapport à une distance du point stationnaire et de la distance inter-points. Le calage peut se faire soit d'après une espérance connue (krigeage simple) ou avec une espérance inconnue (krigeage ordinaire). En conditions réelles l'espérance n'étant que rarement (voire jamais) connue le krigage le plus utilisé est le krigage ordinaire. Enfin, suivant la répartition spatiale des données, avec une projection en deux ou trois dimensions, le krigage est soit circulaire, soit sphérique.

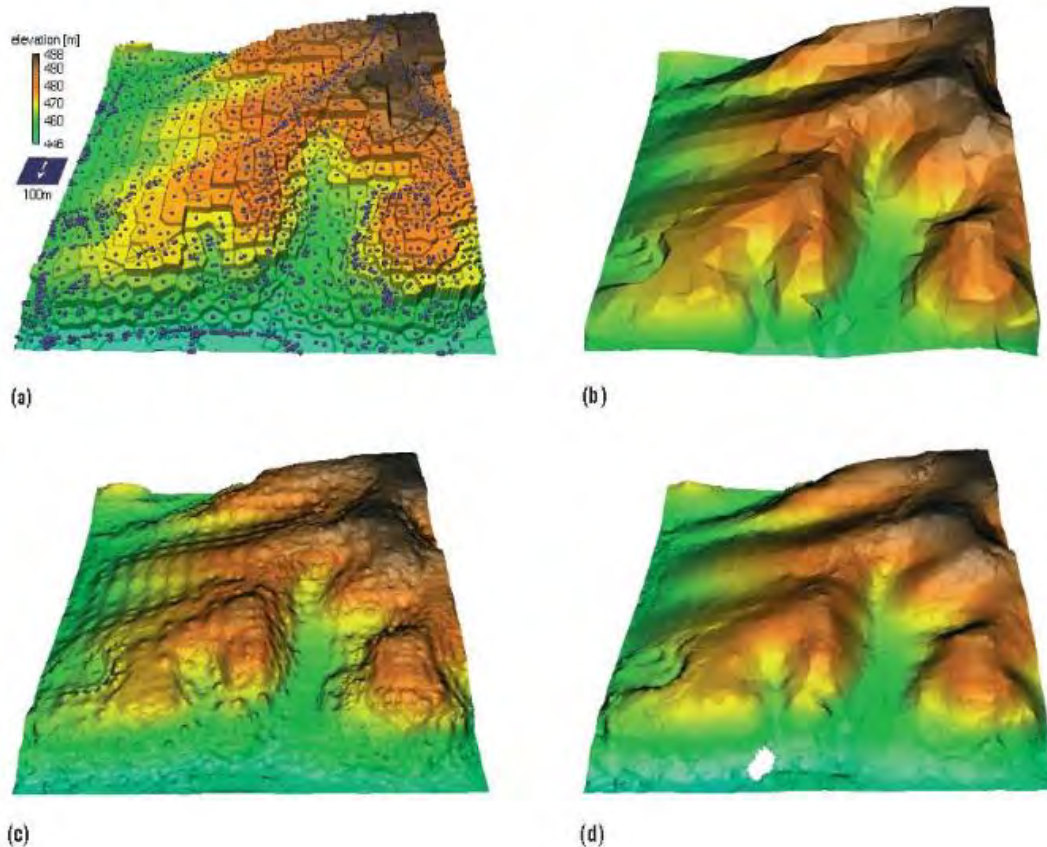


Figure 32 : Différentes techniques d'interpolation appliquées à un modèle numérique de terrain: (a) données attribuées des polygones par un diagramme de Voronï (b) interpolation linéaire (c) distance inverse (d) krigeage sphérique. Tiré de Mitas and Mitasova (1999)

L'interpolation par voisins naturels (ou immédiats) passe par l'attribution d'une ou de plusieurs des valeurs mesurées à des surfaces/volumes différents de leur représentativité initiale. Par exemple, la méthode des polygones de Thiessen se base sur une fragmentation de l'espace en polygones en attribuant une valeur mesurée à chacun ces polygones (Figure 33). La méthode de triangulation fragmente quant à elle l'espace en triangles dont chacun des sommets correspond à une mesure.

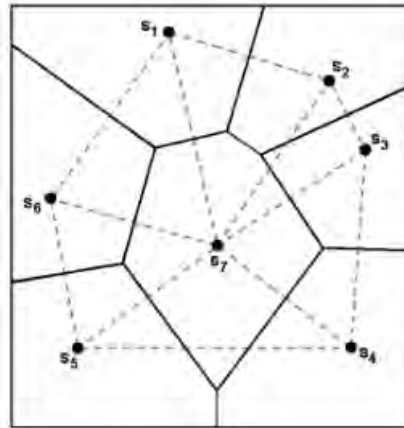


Figure 33 : Schéma montrant le principe des voisins naturels par la méthode des polygones de Thiessen (traits pleins) ou le principe de triangulation (traits discontinus). (Baillargeon, 2005)

Enfin, la méthode par pondération inverse à la distance (Figure 32 b) attribue des valeurs à des mailles qui sont calculées dans une surface ou un volume déterminé, chaque point va contribuer à la valeur finale de la maille à l'inverse de sa distance avec celui-ci. La contribution des mesures spatiales à la valeur calculée et attribuée à chaque maille peut être limitée à une certaine distance (à définir) ou calculée avec toutes les mesures.

Les méthodes d'interpolation présentées ici ne sont pas exhaustives et de nombreuses autres existent qui sont parfois des mélanges de différentes méthodes préexistantes. **L'utilisation de ces différentes méthodes va dépendre du contexte local, de la nature de la variable mesurée à interpoler mais aussi de la répartition spatiale des points (Karydas et al., 2009) ; toutefois certaines méthodes sont robustes statistiquement comme la méthode du krigeage (Baillargeon, 2005) et/ou celles qui font appel à des variables covariantes et déjà spatialisées pour guider l'interpolation (Jarvis and Stuart, 2001).**

1.2.3.2 Les mesures spatialement exhaustives : le cas de l'imagerie

Ces mesures peuvent être des images satellites ou de scans racinaire comme des mesures de profil de sol qui sont intégratrices d'une surface ou d'un volume et qui sont exhaustifs de la zone étudiée. Comme vu précédemment dans le chapitre 1.2.2, ce facteur d'intégration va influencer sur la représentation de l'espace. Dans le cas de l'imagerie, l'interprétation du signal va en plus dépendre de différents facteurs (Figure 34) : type d'ondes captées en relation avec le milieu traversé, sensibilité du capteur à un niveau d'énergie pour des longueurs d'ondes données, résolution de l'acquisition et enfin interprétation du signal qui n'est en général pas directement la variable d'intérêt.

Les étapes du signal

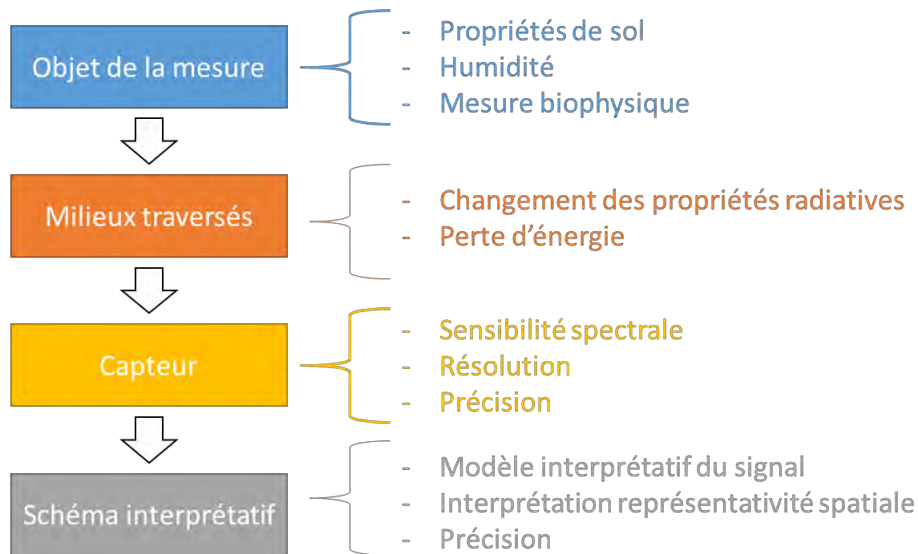


Figure 34 : Les étapes du signal à la mesure dans l'interprétation du signal issu de l'imagerie.

Chaque corps émet un rayonnement qui lui est propre et qui va dépendre de la température (Figure 35). Seule une partie du rayonnement solaire fait partie du domaine du visible. Cependant, grâce à certains capteurs, il est possible de mesurer le reste du spectre. Le rayonnement mesuré est soit issu directement de l'objet mesuré (domaine non-visible), le rayonnement solaire réfléchi (optique) ou encore un rayonnement émis spécifiquement pour la mesure (exemple radar). Quel que soit la nature du rayonnement mesuré, celui-ci est soumis à la traversée d'un milieu ce qui se traduit par une modification du signal perçu et de l'énergie captée. La longueur d'onde explique une part de cette modification : suivant la taille des particules contenues dans le milieu traversé, la diffusion du rayonnement varie (diffusion de Mie, Rayleigh). Enfin, une part de ce rayonnement peut être diffusée de manière non sélective : c'est le cas pour l'interception du rayonnement solaire par les nuages. Cette modification se traduit par une modification du spectre perçu mais aussi par une polarisation du rayonnement. Une part de l'énergie est également absorbée par le milieu (Figure 35) avec une sensibilité différente par longueur d'onde. Ainsi le signal perçu par un capteur dépendra aussi de la distance et de son orientation avec l'objet mesuré et ainsi que de la longueur d'onde étudiée.

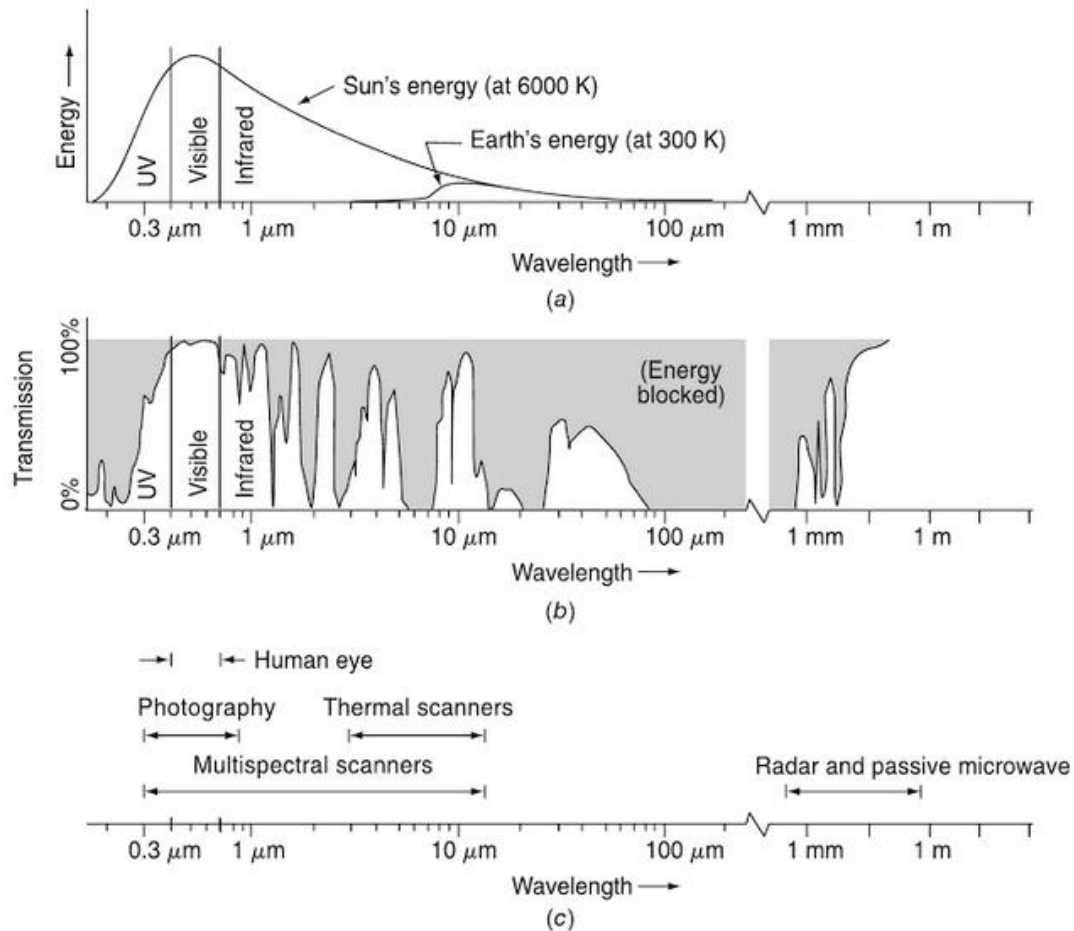


Figure 35 : Les longueurs d'ondes, le niveau d'énergie correspondant ainsi que les capteurs associés. A correspond aux longueurs d'onde émises et b aux longueurs d'onde transmises qui peuvent être perçus par différents capteurs (c). Tiré de Lillesand, Kiefer, and Chipman (2014).

La nature des capteurs utilisés varie en fonction des longueurs d'onde étudiées : photographie, capteurs thermiques, mesures hyperspectrales, radar... Ainsi l'étude de certaines longueurs d'ondes spécifiques aux propriétés connues permet de relier la réflectance à des variables d'intérêt (Figure 36). Une des utilisations les plus courantes en télédétection est le suivi de la végétation via sa surface foliaire avec le calcul d'un indice de végétation comme le NDVI (Gu et al., 2013; McBratney et al., 2003) basé sur les bandes visibles et le proche infrarouge ou par l'utilisation de modèles de réflectance en mode inverse (Jacquemoud et al., 2000). L'imagerie permet également le suivi des racines notamment par minirhizotron en exploitant les propriétés spectrales des racines (Neumann et al., 2009). Chaque élément du sol, composition minérale et organique ayant une signature spectrale propre, il est possible d'interpréter la réflectance comme étant la résultante des éléments qui le composent par des méthodes statistiques (Chang et al., 2001; Shepherd and Walsh, 2002). Par ailleurs en détectant la nature des argiles qui composent le sol il est alors possible de déduire les propriétés de gonflement des sols à propriétés verticales (Chabrilat et al., 2002).

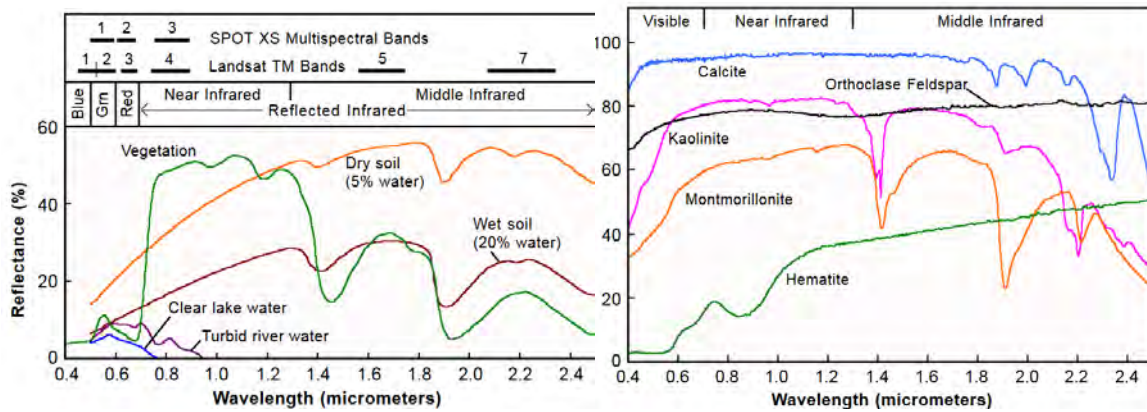


Figure 36 : La réflectance selon différentes longueurs d'onde et pour différents éléments, rivière, lac, végétation, sol humide et sec ainsi que différents minéraux et les satellites pouvant être associés (SPOT et Landsat). (Smith, 2006)

La mise en place de seuils de détection est cependant indispensable pour ne pas sur-interpréter le signal lors d'utilisation d'outils statistiques (Singh, 1989). Ces seuils peuvent être considérés comme le domaine de validité de la mesure et de son interprétation. L'interprétation dans l'espace du signal est une limite à l'utilisation de ces outils puisque (i) l'interprétation du signal est en général limitée à la surface (image 2D) et (ii) la résolution de l'acquisition peut être limitante à l'interprétation de la mesure et des processus qui y sont liés. La représentativité spatiale des images étant limitée à une surface ou à un volume (Metcalf et al., 2007; Schmugge, 1983), extrapoler la mesure à un volume ou une surface plus importante implique d'établir des règles ou un modèle interprétatif. La qualité de la restitution des hétérogénéités par l'imagerie est donc dépendante de la résolution de l'image : chaque résolution va intégrer des phénomènes différents. A très haute résolution, les effets liés aux rangs et à leur orientation seront visibles et à plus basse résolution cet effet sera gommé (Figure 37 a). Il en va de même avec l'hétérogénéité interparcellaire qui va induire une variance interpixel plus importante aux résolutions correspondant à la moyenne de taille des parcelles (Figure 37 b).

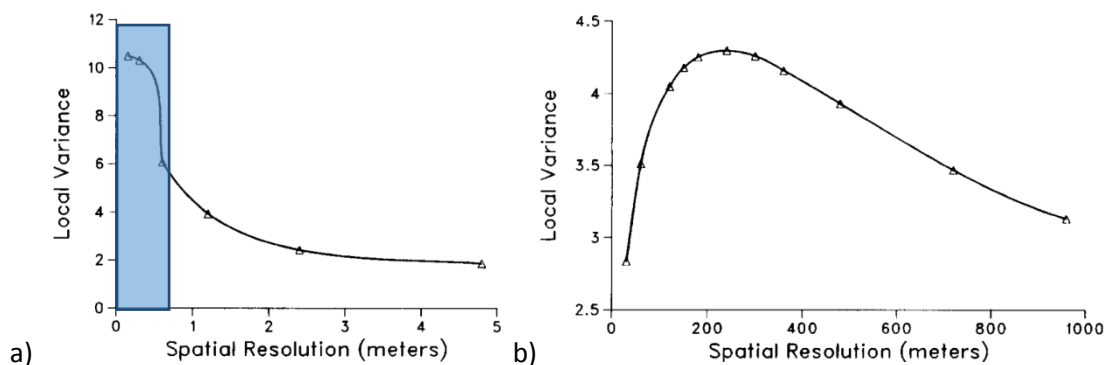


Figure 37 : Variance pour différentes résolutions spatiales d'image satellite sur une parcelle agricole (résolution de base $a=0.15$ m $b=30$ m). Le rectangle bleu correspond à l'inter rang (Woodcock and Strahler, 1987)

La télédétection et en particulier l'imagerie présente donc l'avantage d'avoir un échantillonnage exhaustif (pixel, voxel) mais possède plusieurs limitations :

- **précision de la mesure (sensibilité du capteur, distance avec l'objet)**
- **la résolution**
- **l'interprétation du signal**
- **une exhaustivité sur 2D mais pas sur 3D**

1.2.3.3 Les méthodes dérivées de SCORPAN

Ce type de méthode vise à spatialiser une variable locale (propriété de sol) grâce à la relation connue avec une ou plusieurs variables spatialement réparties. Les méthodes SCORPAN et dérivées sont issues du mélange de deux approches : (i) l'étude des déterminants locaux par des méthodes statistiques empiriques comme les régressions linéaires multiples et (ii) les approches statistiques utilisées en télédétection entre bandes spectrales et variable d'intérêt. Les travaux précurseurs de ces méthodes sont ceux de Hans Jenny (1994) qui avaient une visée explicative alors que dans les méthodes dérivées le but peut être principalement focalisé sur la spatialisation. Dans la première formulation de ce type de méthodes, une propriété de sol pouvait être spatialisée d'après les facteurs explicatifs de la pédogénèse : le climat, l'activité biologique, la nature de la roche mère et le temps associé aux différents processus de pédogénèse. Cette méthode dépend d'indicateurs spatialisés représentant chacun des facteurs corrélés à la diversité des sols. La difficulté d'obtenir de bons indicateurs notamment pour représenter l'activité biologique est d'ailleurs une limite de la méthode (McKenzie and Ryan, 1999). Pour synthétiser ces différentes méthodes qui n'ont pas toutes un but explicatif mais juste un objectif de spatialisation, McBratney (2003) propose une formule générique :

$$Sc=f(s,c,o,r,p,a,n) \text{ ou } Sa=f(s,c,o,r,p,a,n) \quad \text{Eq 4}$$

Où Sc = est une classe de sol, Sa = un attribut de sol ; s = une autre propriété de sol ; c = climat ; o = un indicateur d'activité biologique ; r = topographie ; p = la lithologie ; a = l'âge du sol ; n = la position spatiale

Dans cette formulation proche de celle de Hans Jenny, l'objectif peut être de spatialiser une propriété de sol ou un profil entier soit de manière quantitative (Eq 4, Sa) soit de manière qualitative (Eq, Sc). Quand cette méthode sert à déduire des attributs de sols d'après d'autres attributs on parle de fonction de pédotransfert spatialisée. Ces covariances entre variables peuvent être formalisées par différentes relations comme les relations linéaires (Chang et al., 2001; McKenzie and Ryan, 1999), par classification (Lapen et al., 2001) ou encore par réseau de neurones (Mutalib et al., 2010). Les

sources de données utilisées par les approches SCORPAN peuvent varier suivant l'échelle de l'étude, la résolution de travail ainsi que la variable d'intérêt à spatialiser. Elles sont souvent issues de la télédétection et tirées d'indicateurs basés sur un modèle numérique de terrain (McBratney et al., 2003). Ces données permettent de déduire la topographie et la nature des sols par leur composition ainsi que suivre le développement de végétation (Cf. 1.2.3.2). La géophysique est également un moyen courant de déduire certaines propriétés de sol notamment la nature de la roche mère ainsi que l'humidité par l'interprétation du signal électrique reçu par rapport à celui émis (Andriani et al., 2001). Autrement, les sources de données spatialisées peuvent être des cartes géologiques ou de propriétés de sol traitées ou mesurées in situ.

Les méthodes dérivées de l'approche SCORPAN présentent de nombreux avantages : la spatialisation est non biaisée (calage de modèle), elle est en partie déterministe de par le choix des variables spatialisées, elle permet de faire de l'interpolation ou de l'extrapolation et de la cartographie, et enfin, en ajustant les variables d'entrée, il est possible dans une certaine mesure de faire du diagnostic sur la base de données d'entrée variables au cours du temps. Toutefois cette méthode a plusieurs limitations :

- Le jeu de données initial doit être suffisamment important
- La méthode doit être adaptée au contexte d'utilisation notamment par rapport à la distribution statistique des données
- Le choix des variables spatialisées est déterminant dans les performances de spatialisation de la méthode
- Cette méthode est particulièrement adaptée à la spatialisation des propriétés de sol et en particulier la réserve utile (Malone et al., 2009). **Dans le cadre de cette thèse cette méthode a été choisie pour la spatialisation des entrées décrivant le sol dans le modèle STICS. Il n'existe toutefois pas de référence sur l'utilisation de cette méthode pour renseigner les entrées d'un modèle de culture.**

1.2.3.4 L'inversion de modèles

Les techniques d'inversion permettent de déterminer des paramètres utiles à partir d'observations (Acikgoz, 2008). Dans le cas des variables spatialisées cela permet par inversion d'obtenir d'autres variables d'intérêt également spatialisées. Pour cela plusieurs méthodes existent :

- Par modèle direct inversé
- Par modèle inverse direct
- Par recherche itérative avec le modèle direct

La modélisation directe est ici définie comme l'utilisation d'un modèle qui simule la relation ou le processus de la cause à l'effet. Le système d'équation du modèle peut être directement inversé pour changer la causalité entrées/sorties (modèle direct inversé). Cela nécessite un système d'équation relativement simplifié et de faire des groupes de variables d'entrées du modèle inverse. Cette approche est utilisée dans les modèles simulant la réflectance et qui vise par méthode inverse à retrouver la teneur en chlorophylle des plantes, leur surface foliaire ou l'angle d'inclinaison des feuilles de manière spatialisée (Jacquemoud et al., 2000) mais elle est aussi utilisée sans objectif de spatialisation pour d'autres applications comme retrouver les déterminants de la lixiviation et notamment la minéralisation du sol (Valé, 2006). Une autre possibilité est de créer un modèle paramétrique qui est calé d'après les relations sorties/entrées du modèle direct ou directement d'après les observations.

En utilisation directe du modèle, il est possible avec un critère statistique de satisfaction (minimisation de l'erreur) de retrouver de manière itérative (optimisation) ou exhaustive (brute force) les entrées correspondant aux sorties. Cette technique d'inversion est particulièrement adaptée pour les modèles au formalisme complexe et dont les relations entrées/sorties ne peuvent être facilement modélisées. C'est une méthode qui est parfois utilisée avec différents modèles de cultures comme STICS (Varella et al., 2010b) ou MOSICAS (Todoroff et al., 2010) ou encore le modèle TNT2 (Ferrant et al., 2016) pour retrouver des propriétés de sol.

Quelle que soit la méthode utilisée, les résultats d'inversion peuvent conduire à avoir plusieurs solutions possibles voire une infinité (Tarantola, 2005). On parle alors d'équifinalité : pour une seule valeur observée il est possible d'avoir plusieurs facteurs explicatifs. En effet, non seulement aucun modèle n'est parfait et il existe une incertitude sur les sorties de modèle, mais en plus une valeur observée d'une variable peut avoir plusieurs causes. Il est donc parfois difficile de retrouver certaines valeurs par inversion notamment à cause des temps de calcul. Pour s'affranchir de cette limite méthodologique il est nécessaire d'avoir des contraintes qui restreignent l'espace de recherche de la valeur optimale dans des gammes de valeurs plausibles. Cela peut se traduire par préétablir des gammes de solutions mais aussi par des contraintes logiques comme des bornes de valeurs recherchées ou encore des valeurs de départ pour les algorithmes itératifs stochastiques.

Les méthodes d'inversion de modèle permettent d'interpréter directement par la simulation de différents processus les relations entre variable recherchée et variables spatiales. Toutefois son utilisation doit être faite avec précaution : si la relation entre les variables inversées et les variables spatiales est mal formalisée ou calée, cela se traduit par des erreurs de

spatialisation. L'équifinalité des solutions peut créer une incertitude et constitue également un inconvénient de l'utilisation de cette méthode.

1.3 Conclusion générale

Moyennant un certain nombre d'hypothèses, le développement des cultures peut être simplifié et représenté par des modèles. Dans les modèles de culture, l'eau accessible aux plantes est majoritairement représentée par la réserve utile. La manière de conceptualiser ce stock d'eau ainsi que l'incertitude sur sa mesure sont donc déterminants dans la simulation du stress hydrique dans les modèles. Les modèles de cultures simulant une fraction du paysage homogène (pédon) et la mesure de la réserve utile étant très ponctuels dans l'espace, il se pose la question de la spatialisation dans un milieu hétérogène.

A fine échelle (de l'ordre d'une dizaine de mètres) l'unité paysagère qui représente potentiellement le plus d'hétérogénéités de végétation est le bassin versant. Cette hétérogénéité étant due à différents facteurs : le sol et notamment sa réserve utile, les flux d'eau, le microclimat ainsi que les activités humaines et les interactions interspécifiques. La topographie peut être reliée à au moins trois des facteurs explicatifs des hétérogénéités observées au sein d'une même culture située dans un bassin versant (Figure 38). Ainsi en caractérisant la topographie via des indicateurs représentatifs du relief issus d'un modèle numérique de terrain, différentes études ont montré la possibilité de spatialiser des propriétés de sol comme la réserve utile, qui sont difficile à mesurer avec une forte répétitivité dans l'espace.

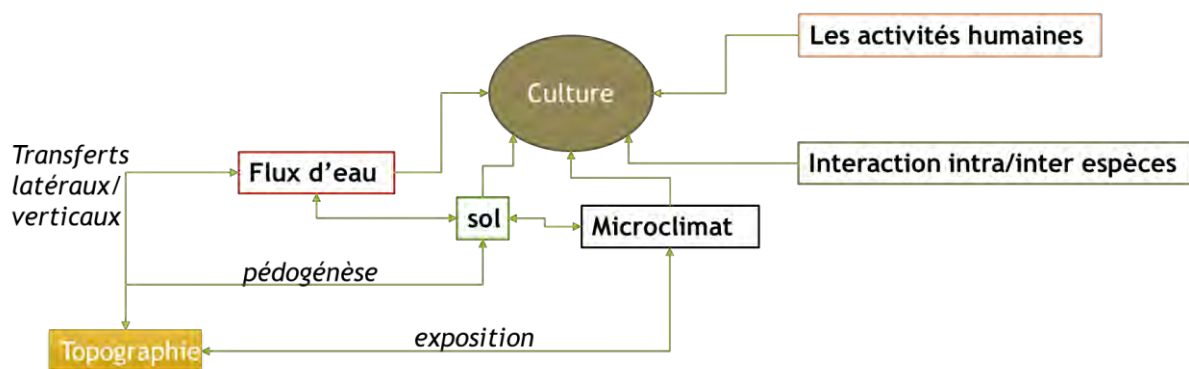


Figure 38 : Schéma des facteurs influant le développement de la culture

La formalisation statistique de ces relations entre les déterminants de l'hétérogénéité de sol et de végétation et les variables d'intérêt pour la spatialisation des entrées des modèles de culture (composantes de la RU), peut donc aider à l'échantillonnage et à spatialiser ces variables d'intérêt à représentativité locale. Cette connaissance des facteurs covariants à l'échelle du paysage peut être exploitée par la méthode de l'hypercube latin pour l'échantillonnage et la méthode des corrélations

spatiales (SCORPAN) ou encore par inversion de modèle. En effet pour une représentation spatiale de la réserve utile, difficile à mesurer avec une forte répétitivité, il est nécessaire d'optimiser l'échantillonnage et d'avoir une méthode cohérente avec celle-ci pour la spatialisation.

Chapitre II : Matériels et méthodes

2 Matériels et méthodes

Le but de ce chapitre est de présenter le contexte de travail mais aussi la démarche et les outils utilisés pour aboutir à la spatialisation du modèle STICS. Dans un premier temps sont présentés les outils statistiques utilisés dans ce chapitre et le reste de la thèse. Dans une seconde partie, le dispositif de suivi est décrit notamment par une présentation du contexte pédoclimatique et de la stratégie d'acquisitions. Enfin, les protocoles de mesure et de traitement des données sont détaillés dans la dernière partie.

2.1 Les outils statistiques

Différents critères et tests statistiques sont utilisés tout au long de la thèse afin de comparer les données ou évaluer le modèle STICS. Quatre critères complémentaires ont été retenus pour l'analyse des données: le R^2 , l'erreur quadratique moyenne (RMSE, Root Mean Square Error/RRMSE, relative RRMSE), le biais et l'efficacité statistique. Le coefficient de détermination (Eq 5) permet d'interpréter si les tendances dynamiques sont bien reproduites ou sont équivalentes. La RMSE quant à elle, permet de déterminer l'écart à une valeur de référence de manière quantitative et est un bon indicateur de la dispersion statistique (Eq 6). La RRMSE exprime en relatif les écarts, ce qui permet ainsi de comparer différentes variables (Eq 7). Le biais (Eq 8) est un indicateur des écarts systématiques, principalement utilisé ici pour l'évaluation du modèle STICS. L'efficacité est quant à elle utilisée uniquement pour évaluer le modèle STICS (Eq 9) ; celle-ci permet d'établir la pertinence d'un modèle pour simuler des variables par rapport à une simple moyenne des observés. Si sa valeur est supérieure à 0 alors le modèle est plus pertinent qu'une moyenne, si sa valeur se rapproche de 1 (valeur maximum) alors le modèle a de bonnes performances prédictives. Autrement les performances peuvent être considérées comme médiocres.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{(y_i - \bar{y})^2} \quad \text{Eq 5}$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad \text{Eq 6}$$

$$\text{RRMSE} = \frac{\text{RMSE}}{\bar{y}} \quad \text{Eq 7}$$

$$\text{Biais} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i) \quad \text{Eq 8}$$

$$\text{Efficacité} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad \text{Eq 9}$$

Où \hat{y}_i est la valeur de la variable i que l'on souhaite comparer (e.g. valeur simulée), y_i est la valeur de référence de la variable i (e.g. valeur observée) et enfin \bar{y} est la moyenne des valeurs de référence et n le nombre de valeurs de la variable i .

En test paramétrique, seul le test de Student a été utilisé: il a principalement été utilisé pour déterminer la fiabilité des coefficients de régression (hypothèse H0 : coefficient différent de 0) ou bien de définir si des données étaient significativement différentes. Pour comparer les distributions, le test non paramétrique de Wilcoxon, Mann et Whitney a été utilisé. Ponctuellement le test *post hoc* de Nemenyi a servi à déterminer si certaines séries de données étaient significativement différentes. Ce test a été utilisé sur l'indicateur de stress hydrique calculé dans la partie 3.1.3.1.2.

Par ailleurs, l'analyse des poids des coefficients normalisés des régressions linéaires a permis de déterminer le pourcentage de variance expliquée par variable explicative. La normalisation du coefficient est le produit de l'écart-type de la variable explicative avec le coefficient de cette même variable (Eq 10). A partir de ce coefficient normalisé, il est alors possible de calculer la part de variance expliquée par le coefficient par rapport à la totalité des autres coefficients de la régression linéaire (Eq 11). Pour avoir la totalité de la variance expliquée il suffit de faire le produit de cette part de variance expliquée avec le coefficient de détermination entre les séries de valeurs simulées et observées.

$$\beta_i = x_i \sigma_i \quad \text{Eq 10}$$

$$Var_i = \frac{|\beta_i|}{\sum_1^n |\beta_i|} \quad \text{Eq 11}$$

Où y est la variable à expliquer, x_i la variable explicative, a le coefficient et b la constante. β_i est le coefficient normalisé de la variable explicative i , σ_i est l'écart-type de la variable. Var_i est la proportion de la variance expliquée par la variable i .

2.2 La stratégie d'acquisitions et le choix des parcelles

2.2.1 La stratégie générale des acquisitions

L'acquisition de mesures pour la thèse devait répondre à deux impératifs : la modélisation des processus locaux et la modélisation spatialisée. Ces deux besoins nécessitent des mesures différentes : dans le premier cas, le besoin est axé sur des acquisitions à forte répétitivité temporelle mais dans un espace restreint, et dans le deuxième cas, il y a nécessité d'acquérir beaucoup de données dans l'espace avec une répétitivité temporelle d'acquisition moindre (Figure 39). Ces deux types de mesures sont cependant complémentaires pour la représentation spatiale et temporelle des différentes variables à suivre.

La stratégie d'acquisition de la thèse aura donc consisté à effectuer des séries de mesures complémentaires avec des dispositifs distincts. Un suivi local sur une surface agricole relativement homogène a été réalisé sur une parcelle d'Auradé (parcelle flux, Figure 40 et Figure 41) et le suivi spatial a été fait dans un sous-bassin versant d'Auradé, le Montoussé (Figure 40 et Figure 45).

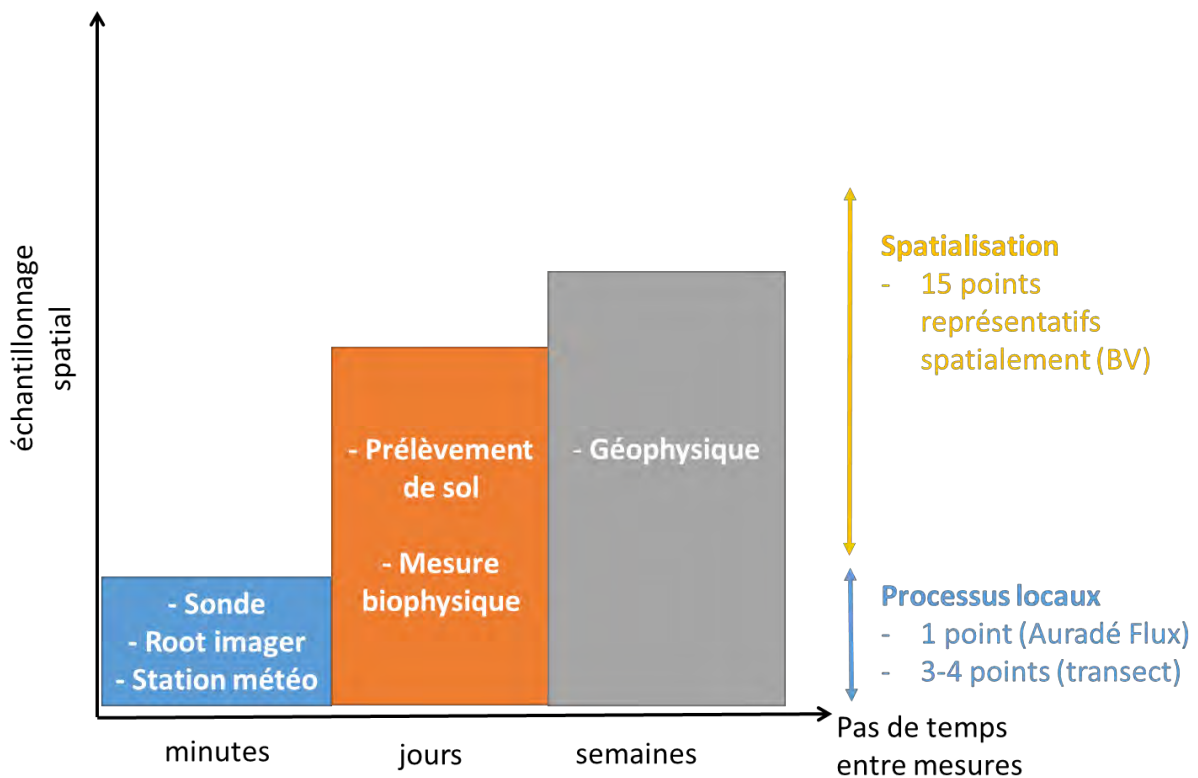


Figure 39 : Schéma simplifié de la stratégie d'acquisition des mesures acquises et/ou utilisées dans ce travail de thèse et de la complémentarité entre les campagnes de mesure. Les sondes du rectangle bleu correspondent à des sondes d'humidité ou de température ayant une représentativité locale.

2.2.2 Les deux sites d'acquisitions

L'ensemble des points suivis utilisés pour la thèse sont situés dans la commune d'Auradé dans le Gers en Occitanie (Figure 40). La pluviométrie moyenne d'Auradé est de 638 mm avec une température journalière oscillant entre 9.1 et 18.5°C (données moyennes de 1981-2010). Les sols dominants dans le paysage gersoïse sont des sols argilo-calcaire aux propriétés verticales pour un taux d'argile variant de 30 à 45%. La topographie étant particulièrement marquée, certains sols ont ponctuellement une granulométrie sableuse liée à l'érosion, à des paléo-dépôts ou à des glissements de terrain associés notamment à des phénomènes de solifluxion exacerbés en période glaciaire. Ces sols se caractérisent par une teneur en sable granulométrique élevée (50%), une teneur en calcaire plus élevée que les autres sols (20%) liée à la présence de la roche mère à faible profondeur mais aussi par une faible teneur en matière organique. Par ailleurs, d'autres sols sableux sont des vestiges géologiques et leur roche mère sableuse (grès à matrice calcaire dénommée molasse) est à l'origine de la granulométrie de ces sols. Les premiers horizons restent dans tous les cas argileux et sont issus principalement de l'érosion des sols en amont.



Figure 40 : Le bassin versant d'Auradé (contour en pointillés) ainsi que les deux sites étudiés : la parcelle « Flux » et le sous-bassin du Montoussé (contours blancs continus).

2.2.2.1 La parcelle Flux

La parcelle « Auradé Flux » est suivie par le CESBIO depuis 2004 et les acquisitions ont majoritairement été faites en dehors du cadre de ce travail de thèse (e.g. Beziat, 2009). L'historique de mesures et la richesse des acquisitions qui ont été faites (mesures d'humidité/température du sol, analyse des propriétés de sol, acquisitions météorologiques, etc.) ont permis d'avoir un jeu de données suffisant pour une première validation du modèle STICS dans le contexte gersoïse (Chapitre 4).

La parcelle flux couvre une superficie de 23.5 ha et présente la particularité d'avoir une faible pente de 2% (orientée N-E) compatible avec les mesures de flux turbulents par la méthode d'Eddy covariance (Aubinet et al., 1999). Le dispositif de suivi est concentré au centre de la parcelle et se situe aux coordonnées 43°32'58.8"N 1°06'22.0"E. Le sol de la parcelle est argilo-calcaire (terrefort) avec une teneur en argile proche de 30% et la réserve utile du sol aux alentours du dispositif est d'environ 170 mm. Toutefois, la topographie assez peu marquée de la parcelle est très peu représentative de la diversité de pédo-microclimats à l'échelle du bassin versant ou d'un sous-bassin versant.



Figure 41 : Parcelle flux d'Auradé. Les points de suivis correspondent aux deux zones de prélèvement visant à appréhender l'hétérogénéité de végétation autour de la station météo.

2.2.2.2 Le sous-bassin versant du Montoussé

Pour le travail de spatialisation, il a été nécessaire de faire des acquisitions sur un autre site plus représentatif du bassin versant d'Auradé, sur le sous-bassin versant du Montoussé (Figure 42). La particularité du Montoussé est que la rotation a été similaire depuis 2006 malgré la présence de trois exploitants différents. Le bassin versant a fait l'objet d'un suivi selon un dispositif emboîté : un suivi sur plusieurs points répartis sur une toposéquence de la ligne de crête jusqu'au bas du versant et une campagne de mesures spatialisées avec des points de mesures répartis en différents points du sous-bassin versant.



Figure 42 : Vue du bassin versant du Montoussé montrant la zone étudiée dans la thèse. La photo a été prise du haut de la parcelle suivie avec un transect de mesures. Crédit photographique : Enguerrand Burel 2014.

Le site a été choisi également pour sa représentativité des sols rencontrés sur le bassin versant d'Auradé (Figure 43) et présentait une topographie très marquée, typique du paysage environnant (Figure 43). Sur ce site, on retrouve différents types de calcosols qui représentent plus de 50% de la surface du bassin versant et la majorité des surfaces cultivées. Les Luvisols, Brunisols et Rendosols ne sont pas présents sur le bassin versant étudiés, cependant ils représentent ensemble moins de 15 % de la surface totale. Pour intégrer ces hétérogénéités de sol ainsi que le dénivelé important pour le suivi de végétation, deux dispositifs expérimentaux ont été mis en place : un suivi sur transect et une campagne de mesures spatialisées sur 15 points de suivi. Le transect se composait de 4 points en 2014 et de 3 pour la campagne de mesures de 2015. Le point retiré en 2015 est le 3-t présenté dans la Figure 45.

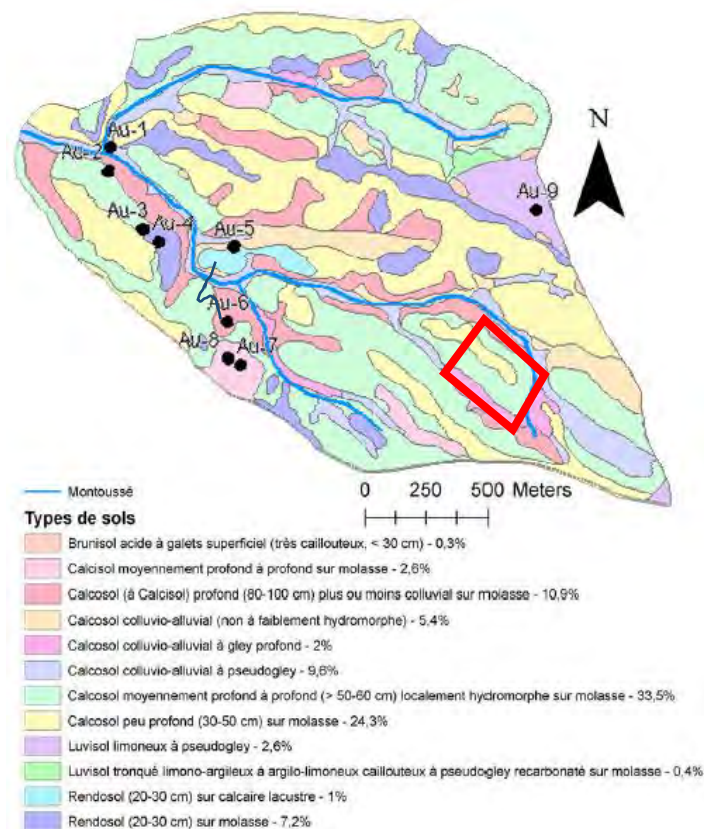


Figure 43 : Cartographie des sols du bassin versant d'Auradé établie par Sol-Conseil Ecolab. En rouge est représenté l'emplacement approximatif de la partie du Moutoussé qui a fait l'objet d'un suivi au cours de la thèse. Tiré de Bur (2008)

Sur la carte Figure 43, les sols et qui sont représentés dans la zone d'étude sont les calcosols peu profond sur molasse (30-50 cm), les calcosols colluviaux profonds sur molasse (80-100 cm) et les calcosols moyennement profonds à profond (>30-50 cm). Un schéma de ces sols est présenté Figure 44 . Les calcosols peu profonds (Figure 44 a) sont majoritairement des sols érodés que l'on retrouve au niveau des crêtes et qui possèdent 4 horizons pédologiques : un premier horizon de labour LAc sur 0-25 cm argilo limoneux-sableux, un second horizon SCkca sur 25-40 cm sablo-argileux avec

présence d'altérite, un troisième Cca sur 40-70 cm avec une plus forte concentration en altérites et enfin un horizon CMca avec une granulométrie sableuse et un sol plus compact. Les sols de coteaux moyennement profonds (Figure 44 b) ont un premier horizon de 0 à 25 cm de texture de argilo-limono-sableuse un second horizon ASca de 25 à 60 cm de même texture mais plus compacté, un troisième horizon Sca de texture argilo-limoneux et un dernier horizon CMca qui est cette fois Limono-argilo sableux peu calcaire et la présence de quelques cailloux (5%). Les sols profonds (Figure 44 c) se retrouvent principalement en terre de vallée et possèdent également 4 horizon : un horizon LAci (0-25 cm) avec une texture argilo limono-sableuse, un horizon S(g)ci sur 25 à 80 cm de texture similaire et présence de quelques taches de rouille, un horizon Sgci de 80-120 cm plus argileux que les autres horizons (49%) et la présence de taches rouille plus fréquentes. Enfin le dernier horizon (SCca) possède une texture argilo-limoneuse et un sol compacté. Une description plus détaillée de ces profil peut être trouvée en annexe de la thèse d'Anne-Sophie Perrin (2008).

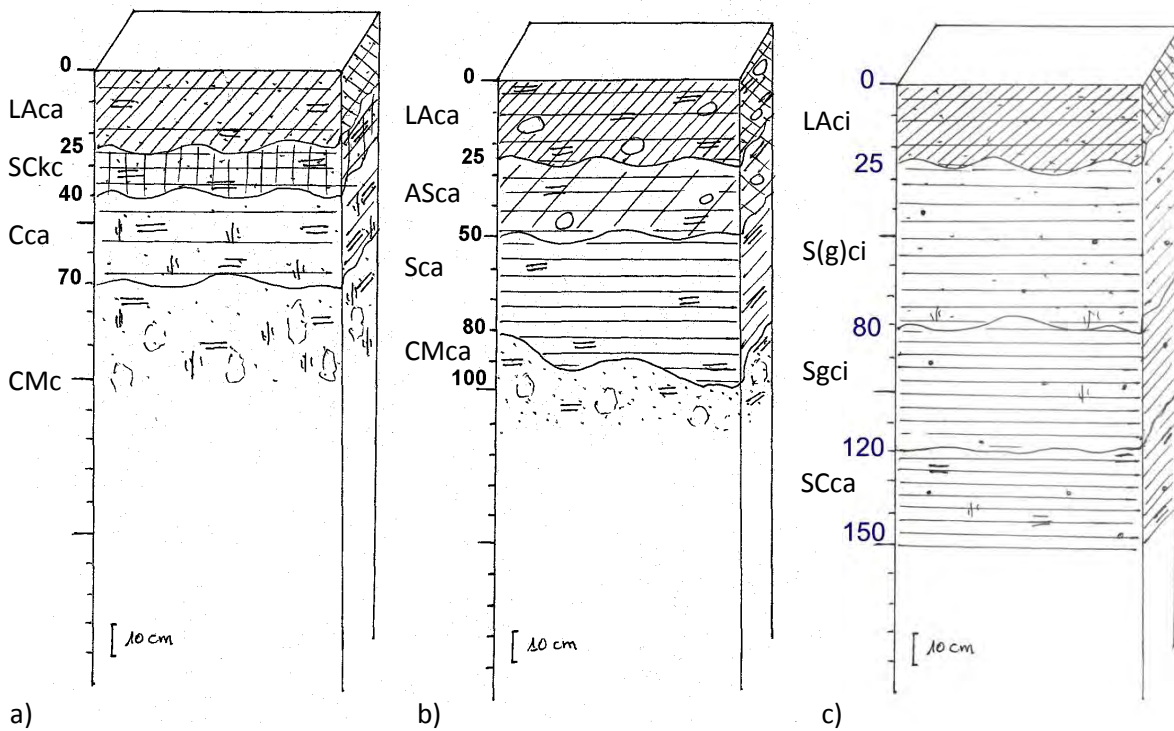


Figure 44 : schémas des profils de sols pouvant être rencontrés dans le sous bassin versant du Montoussé avec en a une représentation des calcosols peu profonds de crête, en b les calcosols moyennement profond de coteaux et enfin en c les sols profonds de bas de coteaux.

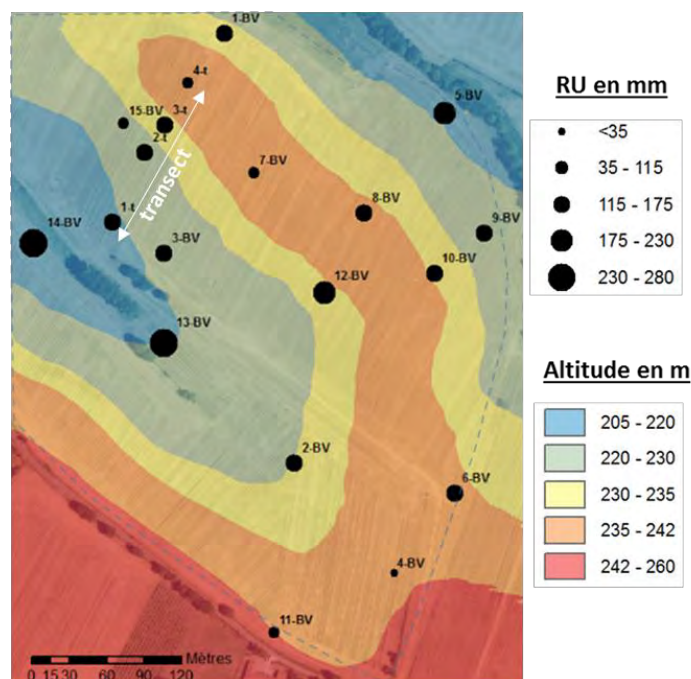


Figure 45 : Bassin versant du Montoussé situé dans la commune d'Auradé. Les points x-t sont les points du transect et les points x-BV sont ceux de la campagne spatialisée choisis par la méthode de l'hypercube latin. Les contours de la zone d'étude sont délimités par les pointillés. La carte a été créée grâce aux données d'un MNT effectué par Vincent Bustillo en 2014 et la réserve utile est celle qui a été estimée et calculée dans ce travail de thèse.

La campagne de mesure spatialisée ayant pour but de représenter au mieux les hétérogénéités du développement de la végétation dans l'espace, 15 points de suivi ont été placés sur tout le bassin versant (points « BV » de la Figure 45). La sélection des points pour la campagne de mesures sur tout le bassin versant a été établie grâce à la méthode de l'hypercube latin. La méthode utilisée est brièvement présentée dans la partie 1.2.3.1 (fonctionnement théorique) et 2.2.3 pour sa mise en pratique sur le bassin versant. Chaque point présente des caractéristiques contrastées et visent à échantillonner au mieux les différents pédo-microclimats (Tableau 3). En effet, sur les 15 points de mesure, la réserve utile varie sur le bassin versant de 44 à 239 mm avec des stocks en azote organique variant de 4 t ha⁻¹ sur le profil de sol à 25 t ha⁻¹. pour un stock de carbone oscillant entre 22 25 t ha⁻¹ à 187 t ha⁻¹. Le stock de phosphore est également variable suivant les points allant à de quantités non mesurables à 0.3 t ha⁻¹ de phosphore sur le profil entier. La topographie est également contrastée avec des pentes allant de 3% à presque 20% associé à un dénivelé de 24 m entre le point le plus haut et le plus bas contre 30 m sur le bassin versant entier. En revanche, les sols étant majoritairement argilo-calcaires, les teneurs en argile moyenne sur le profil sont principalement autour de 35-40% avec ponctuellement sur le 4-BV une teneur moyenne de 12% (lentille sableuse). L'enracinement quant à lui est très variable suivant les points mesurés et va de 30 cm sur sable à plus de 148 cm sur sol profond (profondeur maximale atteinte à la tarière).

Tableau 3 : Caractéristiques des différents points mesurés dans le sous-bassin versant du Montoussé correspondant à la carte de la Figure 42. Les données ont été acquises au cours de la thèse grâce à des prélèvements de sol à la tarière racinaire. Les valeurs sont issues de la moyenne ou de la somme sur le profil de sol entier.

point	Coordonnées GPS	altitude	pente	argile	RU	phosphore	carbone	azote	enracinement max
		m	%	%	mm	t ha ⁻¹	t ha ⁻¹	t ha ⁻¹	cm
1-t	43°33'01.9"N 1°05'11.3"E	220	15	42	174	-	38	7	105
2-t	43°33'03.6"N 1°05'12.3"E	233	14	41	167	-	35	4	106
3-t	43°33'04.7"N 1°05'13.2"E	236	6	40	157	0.09	41	14	100
4-t	43°33'05.5"N 1°05'13.7"E	236	9	36	97	-	22	4	62
1-BV	43°33'06.8"N 1°05'15.1"E	231	14	41	149	0.19	76	14	98
2-BV	43°32'55.7"N 1°05'17.9"E	230	19	42	131	0.06	88	14	99
3-BV	43°33'01.1"N 1°05'13.1"E	223	19	44	137	0.04	80	14	84
4-BV	43°32'52.9"N 1°05'21.6"E	241	15	12	44	0.07	41	5	30
5-BV	43°33'04.9"N 1°05'22.9"E	220	10	42	170	0.14	77	17	120
6-BV	43°32'55.0"N 1°05'23.6"E	236	5	42	151	0.08	89	15	105
7-BV	43°33'03.2"N 1°05'16.2"E	238	9	37	90	0.13	74	13	64
8-BV	43°33'02.2"N 1°05'20.2"E	236	12	42	124	0.06	59	14	89
9-BV	43°33'01.8"N 1°05'24.5"E	226	19	37	158	0.08	91	15	96
10-BV	43°33'00.7"N 1°05'22.7"E	234	9	31	169	0.05	76	13	108
11-BV	43°32'51.3"N 1°05'17.3"E	243	16	32	111	0.13	65	10	65
12-BV	43°33'00.1"N 1°05'18.8"E	233	17	37	221	0.05	138	22	132
13-BV	43°32'58.7"N 1°05'13.2"E	221	19	39	239	0.32	181	25	148
14-BV	43°33'01.2"N 1°05'07.7"E	217	3	36	221	0.19	187	25	141
15-BV	43°33'04.4"N 1°05'11.6"E	228	18	41	89	0.06	64	11	80
Min-max		217-241	3-19	12-44	44-239	<0.05-0.32	22-187	4-25	30-148

2.2.3 Le choix des points d'échantillonnage par l'hypercube latin

2.2.3.1 Etapes de mise en œuvre de la méthode

Afin de représenter au mieux les hétérogénéités de développement de la végétation dans le sous bassin versant du Montoussé, la stratégie d'échantillonnage a reposé sur la méthode de l'hypercube latin (Minasny and McBratney, 2006). Le choix de cette méthode a été motivé par la possibilité de choisir des variables guides pour la spatialisation et par l'efficacité connue de cette méthode d'échantillonnage pour les mesures de sol (McBratney et al., 2000). L'échantillonnage stratifié s'est basé sur 6 variables potentiellement explicatives des différences de végétation, issues de télédétection, d'un MNT et de mesures itinérantes de géophysique (Figure 46).

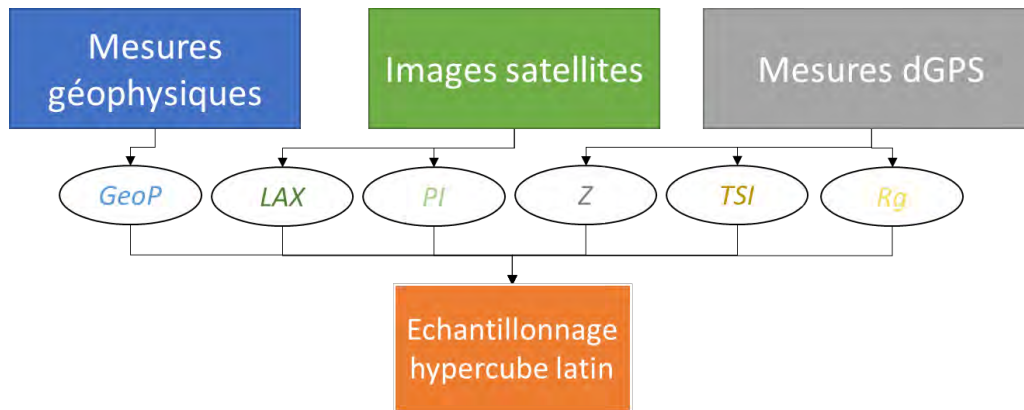


Figure 46 : Variables d'entrée (strates) de l'hypercube latin classées par origine des données. GeoP désigne la carte de conductivité électrique des sols, LAX est une carte de LAI maximum observée en 2006, PI est un indice de précocité, Z l'altitude, le TSI est un indice de convergence hydrologique (Beven and Kirkby, 1979) et Rg est le rayonnement global spatialisé moyen de l'année 2006.

Le LAI maximum observé en cours de culture (LAX) et l'indice de précocité PI ont été déduits du LAI estimé d'après les réflectances des images satellites de l'année 2006. L'année 2006 a été une année particulièrement sèche d'un point de vue météorologique ; l'ensemble des parcelles du bassin versant étudié ont été semées en tournesol cette année-là. Ce contexte particulier a permis de faire ressortir les différences de développement de végétation associées à ces variables, notamment par la sensibilité importante du tournesol au stress hydrique. La carte de conductivité électrique a été réalisée sur sol sec en septembre 2014, après récolte ; ce critère est généralement un bon indicateur des propriétés de sol et en particulier de la RU (Abdu et al., 2008; Corwin and Lesch, 2005; Mertens et al., 2008). Les variables tirées du MNT, Z et TSI sont des indicateurs de l'influence de la topographie et notamment de la redistribution de l'eau et des sédiments par les processus d'érosion et de redistribution de l'eau dans le paysage. Ainsi ils peuvent être vus comme des facteurs corrélés à la distribution des sols dans le paysage. Enfin, le rayonnement global spatialisé (Rg) est tiré de la spatialisation du rayonnement global de la station météo de la parcelle d'Auradé Flux sur des critères géométriques qui sont l'exposition et la pente (modèle de Allen et al., 2006) Cette variable représente la variabilité du microclimat et de l'accessibilité à l'énergie lumineuse dans le bassin versant. Toutes ces variables spatiales ont été uniformisées pour des mailles de 8 x 8 m.

2.2.3.2 Les patterns spatiaux des variables d'entrées

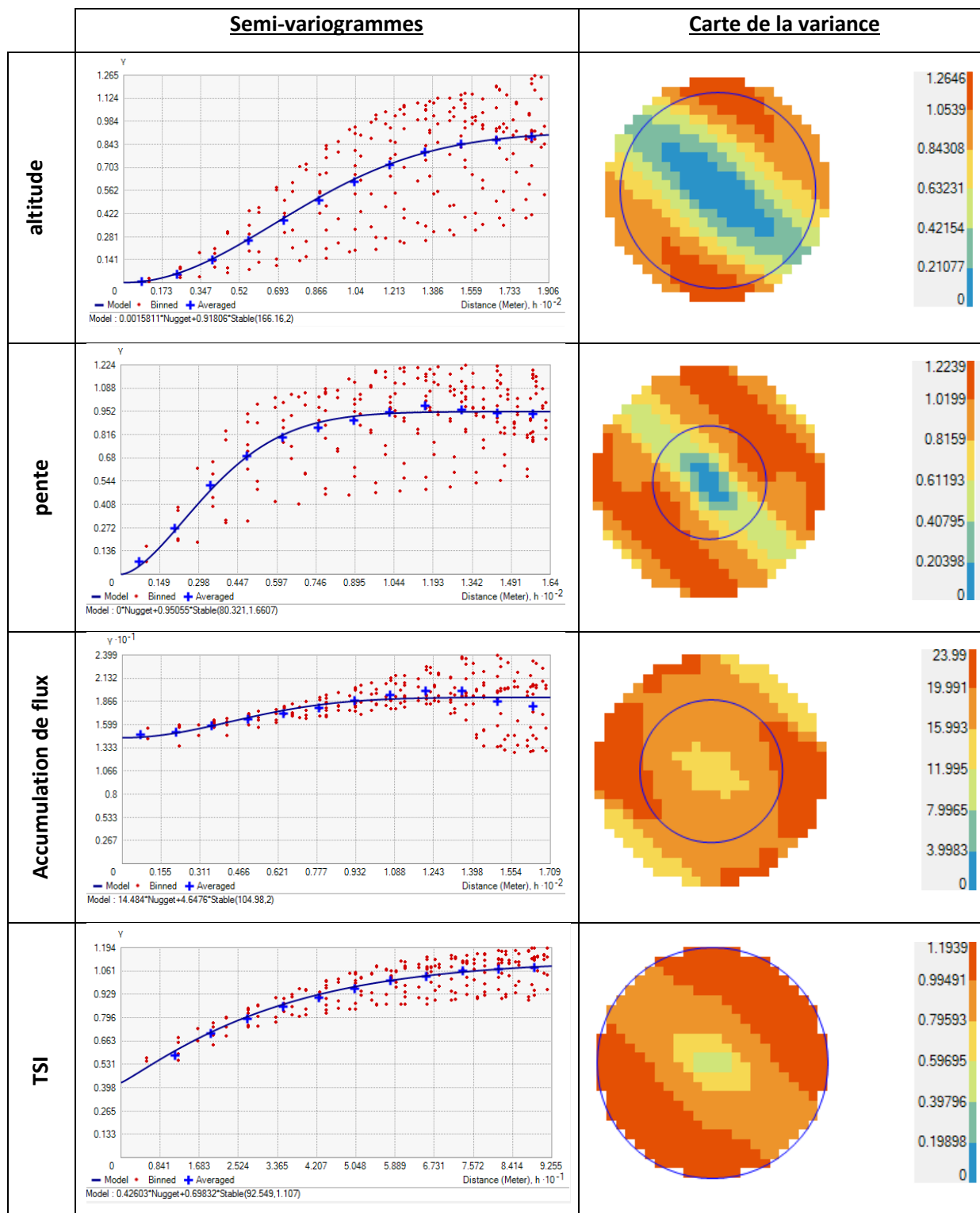
La représentativité spatiale des variables d'entrée de l'hypercube latin, a été validée par l'interprétation de semi-variogrammes. Chacun des patterns spatiaux des différentes variables utilisées sont présentés Figure 47.

Grace à l'interprétation de ces graphiques on constate l'apparition d'un pallier (début du plateau) qui varie pour chacune des variables qui allant de 51 m (Rg) et 166 m pour l'altitude. Cela implique que la résolution optimale de travail pour représenter l'hétérogénéité spatiale n'est pas égale entre variables. On relève une tendance à l'anisotropie qui se caractérise par une évolution de la variance en fonction de la distance qui diffère suivant l'orientation (Figure 47). L'anisotropie du site d'étude est déterminée par l'orientation et la forme du bassin versant, les variables liées à l'altitude et à la pente ont une variabilité dépendante de la direction.

En revanche, le TSI et sa composante, l'accumulation de flux (flowac) ne sont pas directement corrélés à cette orientation : ces variables ayant une représentativité très locale. Le flowac est par ailleurs également un indicateur de la convergence hydrologique : il s'agit de l'aire cumulative amont de la maille correspondante. On remarque un effet de pépite pour ces deux variables montrant ainsi une représentativité de ces variables inférieure à la résolution de 8 x 8 m. Cette résolution peut donc être parfois trop intégratrice pour le TSI et le flowac. En effet la représentation de la convergence ou de la divergence des flux par ces variables est fortement reliée à la microtopographie qui n'est pas entièrement retranscrite dans le MNT (8 x 8 m lui aussi) qui a servi à les calculer.

Dans une moindre mesure, il y a également un effet de pépite pour le rayonnement global spatialisé. Suivant les variables, la distance minimale pour que les pixels soient décorrélés (plage), varie en moyenne de 50 à 100 m. Toutefois, compte tenu de l'anisotropie de ces variables dans le paysage, cette distance peut être plus ou moins importante. Les variables LAX et PI ont une hétérogénéité spatiale très différente : le LAX est fortement corrélé à l'orientation du bassin versant ce qui n'est pas le cas de l'indice de précocité. Par ailleurs, l'autocorrélation spatiale semble plus importante pour le PI que pour le LAX. Ceci pouvant s'expliquer par une hétérogénéité moins marquée en début de culture que pour les stades les plus avancés de la végétation.

Pour conclure, les hétérogénéités des différentes variables d'entrées de l'hypercube latin sont sensiblement différentes et permettent de décrire le paysage de manière non redondante. Cela se confirme sur le plan statistique : ces variables ne sont pas significativement corrélées entre elles : la corrélation la plus forte et non significative est observée entre le TSI et le flowac avec un R^2 (Pearson) de 0.49. Par ailleurs, l'effet de pépite étant fortement prononcé pour le flowac conforte également le choix de l'indicateur de convergence hydrologique TSI pour représenter la redistribution des sédiments qui est plus en adéquation avec l'échelle de travail. Enfin, l'anisotropie marquée et déterminée par l'orientation du bassin versant valide le choix d'une toposéquence de 3 ou 4 points pour maximiser les contrastes.



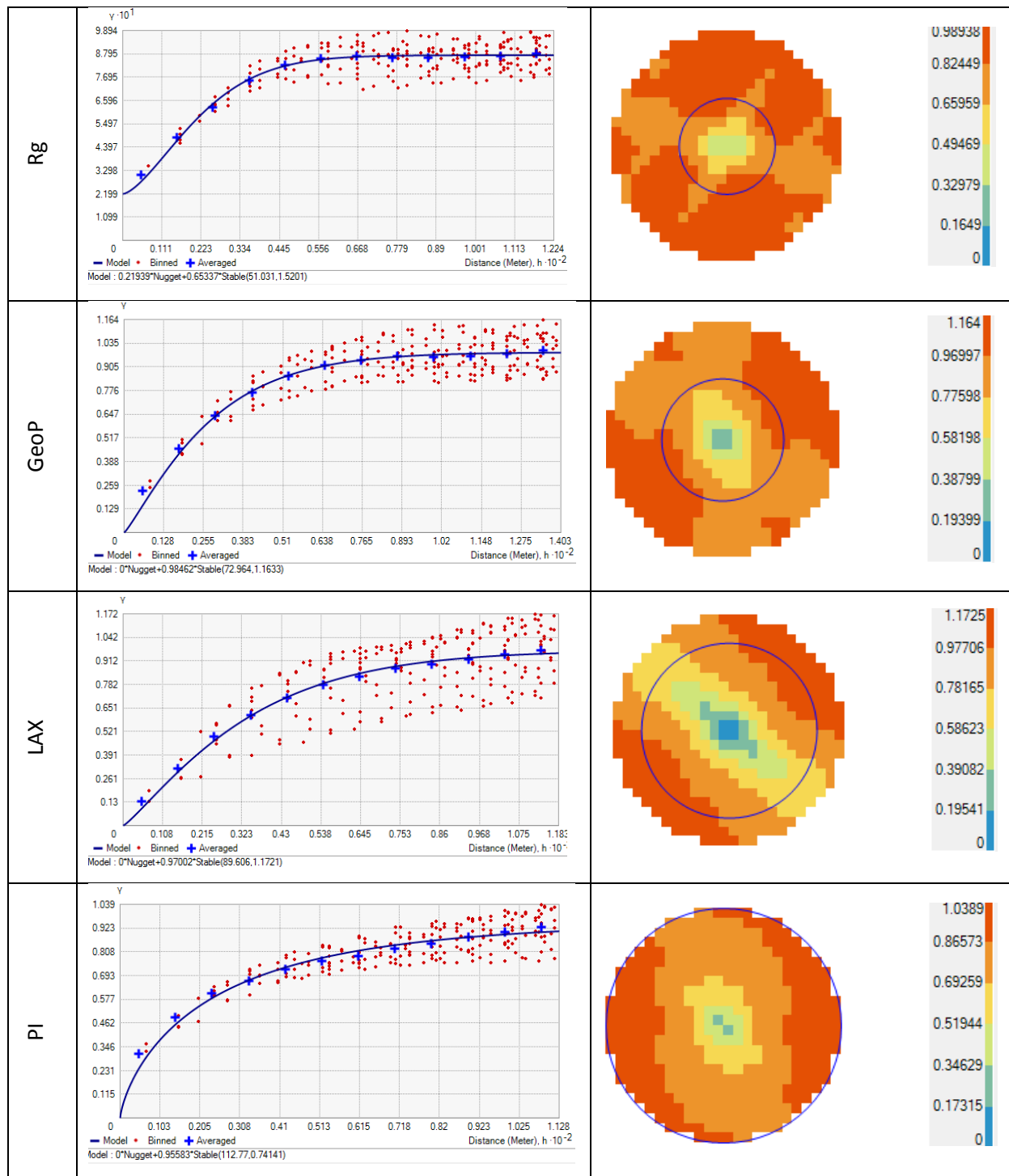


Figure 47 : Semi-variogrammes des variables qui ont servi à l'utilisation de l'hypercube latin associés aux cartes de la variance. Un modèle (ligne bleue) a été calé sur la moyenne des gammas (points bleus) pour rendre compte de l'évolution de la variance suivant la distance. Le cercle bleu sur la carte de la variance représente la plage déterminée par le modèle.

2.2.3.3 Validation des classes issues de l'hypercube latin

La méthode de l'hypercube latin a permis la sélection des 15 points issus de classes de mailles dont les probabilités d'occurrence sont sensiblement similaires au jeu de données initial (Tableau 4). La représentativité des classes est globalement satisfaisante, malgré une RRMSE proche

de 11 % pour l'indice de précocité (PI). La GeoP, le LAX et le PI ont des RRMSE comprises entre 4 et 7% quant au Rg et à l'altitude (Z), la RRMSE est inférieure à 0.5%.

Tableau 4 : Quantiles des données originales par rapport aux classes produites par l'hypercube latin. Tableau issu du travail de Rémy Fieuzal (2016).

	Nb de points	2.5% Quantile	25% Quantile	Médiane	75% Quantile	97.5% Quantile	moyenne	Ecart type	RMSE Quantiles DO vs LHS
Données d'origine (DO)									
Z	2969	215.24	224.33	230.79	236.08	244.37	230.16	7.84	-
GeoP	2969	20.40	24.78	27.33	30.02	46.90	28.29	6.54	-
LAX	2969	0.59	2.19	2.65	2.91	3.31	2.44	0.70	-
PI	2969	0.02	0.25	0.50	0.74	0.98	0.50	0.29	-
TSI	2969	3.14	5.11	5.93	6.74	9.68	5.99	1.51	-
Rg	2969	1.05E+06	1.12E+06	1.16E+06	1.21E+06	1.26E+06	1.16E+06	5.80E+04	-
Hypercube latin (LHS)									
Z	15	216.58	224.41	231.56	236.66	244.35	230.68	7.88	1.18
GeoP	15	20.21	25.07	27.96	31.22	57.78	29.22	7.89	5.13
LAX	15	0.535	2.296	2.749	3.017	3.307	2.531	0.741	0.13
PI	15	0.02	0.19	0.39	0.68	0.97	0.43	0.29	0.04
TSI	15	3.03	4.95	5.98	6.73	8.32	5.85	1.28	0.88
Rg	15	1.05E+06	1.12E+06	1.16E+06	1.20E+06	1.27E+06	1.16E+06	5.54E+04	1.68E+04

2.3 Protocoles d'acquisitions des mesures locales

Dans cette partie sont présentés les protocoles d'acquisitions des mesures locales (mesures météorologiques, biophysiques et mesures faite pour le sol) et les acquisitions à haute répétitivité spatiale comme la géophysique et les cartes de GAI. Les données exploitées pour la thèse couvrent la période de 2005 à 2012 pour la parcelle flux et de 2014 et 2015 pour le bassin versant instrumenté du Montoussé. Une synthèse des mesures de suivi est présentée ci-dessous. Une synthèse de l'ensemble des mesures utilisées dans la thèse est présentée Tableau 5.

Sur la parcelle flux, sont acquises un grand nombre de mesures en routine : biomasse par organe et LAI/PAI (leaf area index/plant area index). A ces mesures, s'ajoutent celles d'une station météorologique qui permet également de mesurer les flux d'évapotranspiration, de chaleur et de CO₂ et plusieurs sondes sont implantées sur le profil de sol permettant un suivi des températures et des humidités. En complément, deux profils de densité apparente couplés à des mesures d'humidité massique ont été acquis pendant la thèse.

Pour le transect, un suivi de biomasse a été effectué incluant le prélèvement des racines présentes en surface sur une profondeur de 20 cm. Ce prélèvement servait à estimer la biomasse racinaire sur cette profondeur mais également la surface de ces racines selon la même méthode que

pour l'estimation du LAI. A ces mesures s'ajoute un suivi de l'élongation racinaire avec des tubes racinaires (minirhizotron, présenté partie 2.3.2) effectué aux mêmes dates que les autres mesures biophysiques qui étaient effectuées toutes les deux semaines.

Tableau 5 : Synthèse du nombre de données biophysiques et d'humidité acquises in situ et utilisées au cours de la thèse. Nbpoints correspond au nombre de points de contrôle qui ont été suivis sur chaque site et les valeurs associées aux mesures correspondent au nombre de jours pour lesquels des mesures ont été faites. B=blé d'hiver, T=tournesol, C=colza et O=orge d'hiver. Les analyses de sol sont faites tous les 15 cm sur le profil d'enracinement jusqu'à un maximum de 150 cm. Les analyses comprennent la granulométrie, le pH, la teneur en azote et carbone organique, la teneur en calcaire et la CEC (non exploitée ici). L'estimation de la RU intègre les mesures de capacité au champ et de point de flétrissement sur le profil d'enracinement. * correspond aux mesures qui ont été effectuées dans le cadre du suivi long terme des parcelles flux et donc qui n'ont pas été acquises dans le cadre de la thèse.

Mesure	Nbpoints	2005	2005	2007	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2014
			2006		2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	
Parcelle flux													
			B	T	B	C	B	C	B	C	B	O	
LAI/biomasse*	10-20		10	7	9	9	5	6	6	6	6	6	6
sondes 0-30 cm*	3	290	325	357	357	345	294	328	318	366	365	365	365
sonde 50 cm*	3							8	366	365	365	365	365
courbe de rétention*	1								1				
humidité massique	2											1	
densité apparente	2											1	
Transect													
										B	T	B	
tensiomètres	3												141
humidité massique	3-4									1			1
densité apparente	3-4									1			1
estimation de la RU	3												1
analyse de sol	3-4									1			1
LAI/biomasse	3-4									9	6		
root imager	3-4									9	6		
Campagne spatialisée													
													B
humidité massique	15												4
densité apparente	15												1
estimation de la RU	15												1
analyse de sol	15												1
LAI/biomasse	15												3

Sur la campagne de mesures spatialisées, les mesures biophysiques ont été réalisées à 3 dates différentes et uniquement pour l'année 2015 : le 15 avril, le 15 mai et le 23 juin avant récolte. Contrairement aux mesures du transect, pour chaque point de mesure, 3 répétitions ont été faites. En revanche, sur cette campagne de mesures, la biomasse racinaire n'a pas été prélevée. Pour

compléter le dispositif, une station météorologique a été implantée en 2015 pour avoir des mesures correspondant au sous-bassin versant.

A la suite sont présentés les différentes mesures effectuées dans le cadre de la thèse et pour le suivi en long terme des sites historiques du CESBIO. Sont présentés également les protocoles d'acquisition et les méthodes d'analyse utilisées.

2.3.1 Données météorologiques

Sur les deux sites suivis, parcelle flux et sous-bassin versant du Montoussé, une station météorologique a été implantée qui permet d'accéder aux différentes variables climatiques (température de l'air, précipitations, vitesse du vent, pression atmosphérique, rayonnement global). En outre, sur le site flux, en parallèle de ces acquisitions, des mesures de flux sont effectuées selon la méthode d'Eddy-Covariance (Aubinet et al., 1999). Cette méthode permet de déduire d'après des mesures acquises à très haute fréquence temporelle (20 Hz) sur une centrale d'acquisition (CR5000, Campbell Scientific Inc., Logan, UT, USA) de la vitesse du vent dans ses 3 composantes ainsi que la température de l'air à l'aide d'un anémomètre sonique à trois dimensions (CSAT 3, Campbell Scientific Inc., Logan, UT, USA) et des concentrations en CO₂ et vapeur d'eau déterminées à l'aide d'un analyseur de gaz infra-rouge (LI7500, LiCor, Lincoln, NE, USA), les flux de CO₂, d'ETR et de chaleur. Pour plus de détails concernant les différents capteurs installés sur le site d'Auradé Flux, voir (Béziat et al., 2009). En plus de ces mesures faites sur les sites flux, les composantes du rayonnement (PAR incident, réfléchi et transmis, rayonnement infrarouge descendant et ascendant), le rayonnement net, le flux de chaleur dans le sol, la température de l'air, les précipitations, la pression atmosphérique et l'humidité de l'air sont également mesurés sur cette station.

En 2011 un travail a été effectué par Elise Potier (Potier, 2011) pour déterminer le footprint de la station d'Auradé Flux. Au cours de ce travail un modèle de Footprint (Horst, 1999) a été utilisé pour déterminer la zone mesurée avec la station d'Eddy covariance. Ce travail a pu montrer que la zone mesurée par le mât varie assez peu d'une année sur l'autre (Figure 48). En moyenne mensuelle l'aire contributive peut en revanche différer d'un mois à l'autre comme il a été constaté en août 2006 sur blé où l'aire contributive était très majoritairement orientée dans la direction ouest. Les mesures sont fortement orientées dans le sens des vents dominants et échantillonne principalement les zones ouest et est. Par ailleurs, approximativement 11% de l'aire contributive se situe en dehors de la parcelle (9.2 à 12.1% entre 2006-2009). L'aire contributive est également fonction de la culture et de son stade de développement. Plus la culture est développée, plus l'aire contributive est restreinte. C'est particulièrement le cas pour les cultures hautes comme le tournesol où des lors qu'il a atteint 1.30 m l'aire contributive est répartie de manière homogène autour du mât.

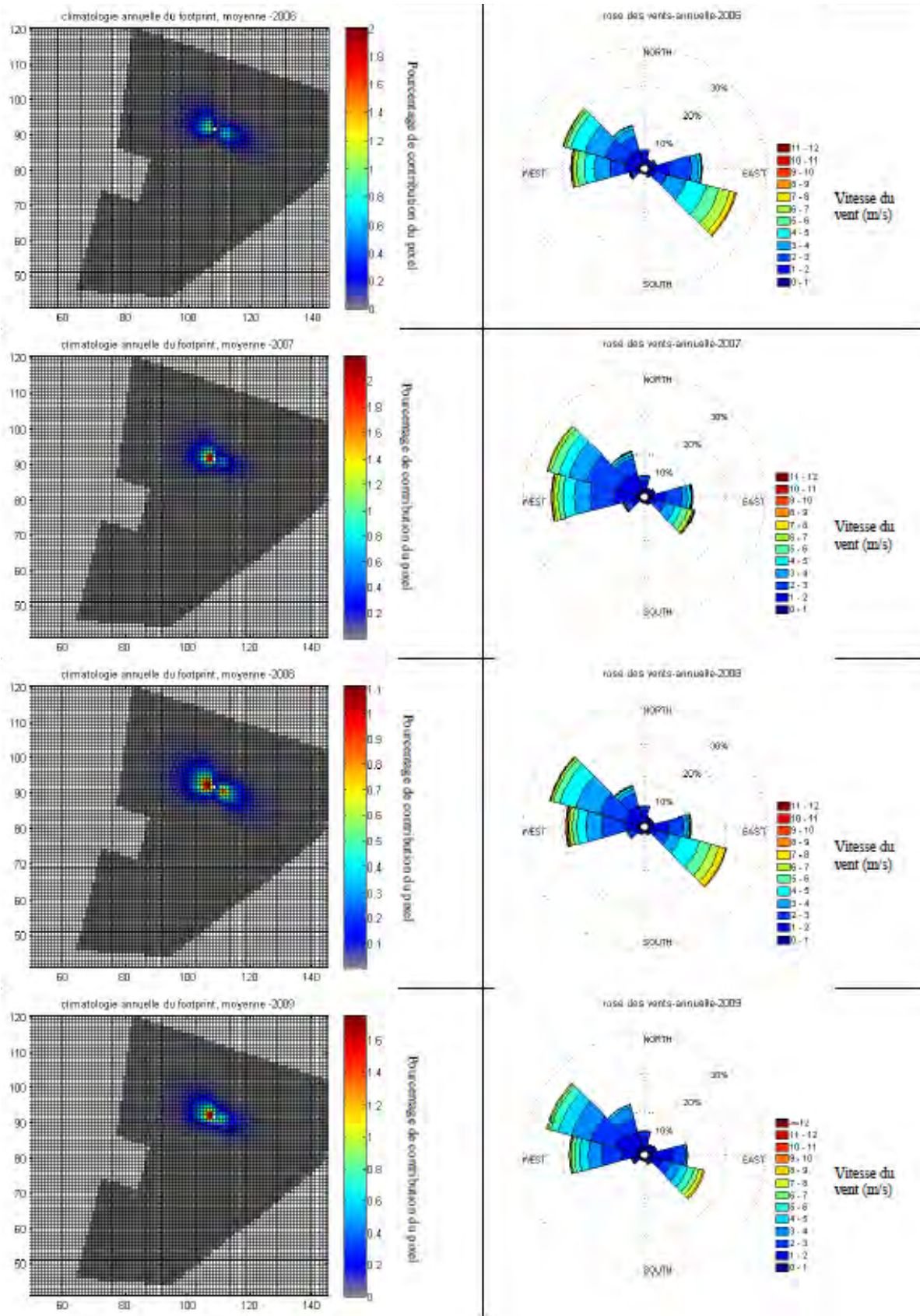


Figure 48 : Cartographie de l'aire contributive moyenne de la parcelle d'Auradé Flux à la mesure du mat d'Eddy covariance (gauche) et la rose des vents pour les années de 2006 à 2009. Tiré du rapport d'Elise Potier (2011).

2.3.2 Données biophysiques

Les mesures biophysiques, mesures de biomasse par organe et LAI, ont été faites en moyenne toutes les deux semaines sauf pour les 15 points de la campagne de mesures spatialisées qui ne comporte que trois dates d'acquisitions. Sur la parcelle flux, sont acquises un grand nombre de mesures en routine : biomasse par organe et LAI/PAI (leaf area index/plant area index). A ces mesures, s'ajoutent celles d'une station météorologique qui permet également de mesurer les flux d'évapotranspiration, de chaleur et de CO₂ et plusieurs sondes sont implantées sur le profil de sol permettant un suivi des températures et des humidités. En complément, deux profils de densité apparente couplés à des mesures d'humidité massique ont été acquis pendant la thèse (Tableau 5).

Pour la parcelle Flux, 10 répétitions sont faites pour le blé et le tournesol et 20 pour le colza (cas du blé : Figure 49). Pour chaque répétition sur le tournesol, 5 plants sont prélevés sur un rang et la distance correspondant à ces 5 plants est mesurée afin de déterminer la densité d'après l'inter-rang et d'attribuer les mesures à une surface. Dans le cas du blé et du colza, semés en ligne, il ne s'agit pas d'un nombre de plants prélevés mais 50 cm de plants sur une ligne de semis. Sinon, quel que soit la culture mesurée sur la parcelle flux, les points de prélèvement sont répartis sur une ligne orientée dans le sens du footprint du mât d'Eddy covariance et dont le centre est la station météo.

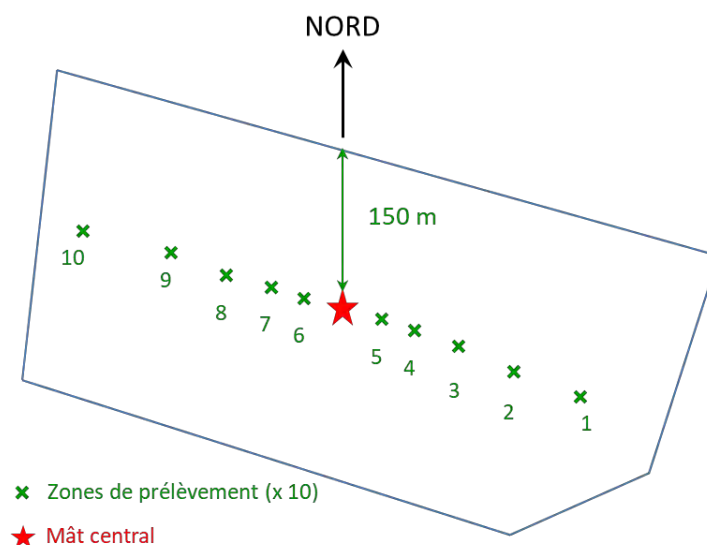


Figure 49 : position des points de prélèvement dans le sens du footprint de la station d'Eddy covariance pour les cas où 10 prélèvements sont effectués. Schéma tiré d'une présentation de Tiphaine Tallec et Aurore Brut.

Sur le transect et pour la campagne spatialisée, le protocole était de prélever 5 plants dans le cas du tournesol et 50 cm de plants sur un rang pour le blé. Le protocole était similaire à celui de la parcelle flux à la différence près que le nombre de plants sur 50 cm de prélèvement, le nombre de feuilles et de tiges par plant ont été estimés en plus. En 2014 et 2015, sur le transect, aucune

répétition n'a été faite, la mesure par plant permettant d'apprécier sommairement la variabilité locale. Ce choix a donc permis de conserver une mesure de la variabilité de la zone prélevée tout en limitant les prélèvements autour des points de contrôle et donc de limiter les dégradations liées au passage du préleveur.

Sur les deux sites de mesures, le sous bassin versant du Montoussé et la parcelle Flux, les biomasses fraîches et sèches sont obtenues après séchage à 65°C et mesurées par organes. Pour les feuilles, la partie sénescence des feuilles est pesée séparément de la partie verte. Le LAI et le PAI (plant area index) sont estimés à l'aide d'un planimètre (LI-3100, LI-COR bioscience, Lincoln, Nebraska) permettant, par la mesure de la moitié de la surface projetée sur un plan horizontal de la plante, de déduire ces deux indices. Dans le cas du tournesol, la tige étant trop épaisse pour passer au planimètre, la surface est calculée d'après le diamètre des deux extrémités et en mesurant la longueur de la tige d'après le protocole établi par Claverie (2012).

Le suivi du développement racinaire a été fait sur les 4 points du transect du bassin versant pour le suivi du tournesol en 2014 et les 3 points du transect pour le suivi du blé en 2015. Les tubes en acrylique ont été implantés à 45° perpendiculairement aux rangs (Figure 50). Pour faire la mesure, un scanner (root imager CI-600, CID bio-Science, Washington) est introduit dans ce tube en acrylique qui reste implanté sur la parcelle pendant le cycle cultural et scanne qui sur 360°. Les fenêtres de scans sont situées tous les 21.6 cm avec un recouvrement de 0.6 cm entre les images qui permet de reconstituer le profil de sol. Les tubes faisant 1.80 m de long la profondeur visible varie donc de 60 cm à 120 cm selon la profondeur d'implantation du tube en acrylique. Sur les images obtenues, la profondeur d'enracinement a été estimée d'après la racine la plus profonde visible sur l'ensemble des scans du profil. La précision de l'observation est au pixel près sur des scans de 400 dpi, donc bien supérieure à l'incertitude liée à la représentativité du tube ou à la moyenne des 3 répétitions. Ces mesures ont principalement servi à renseigner la dynamique de prospection du front racinaire.

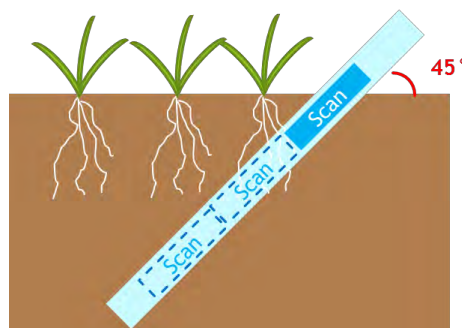


Figure 50 : Schéma du minirhizotron. Le tube en acrylique est implanté à 45° et des scans doivent être réalisés à différents niveaux du tube afin de disposer d'un suivi sur l'intégralité du profil de sol.

2.3.3 Mesures et analyses de sol

Sur la parcelle Flux, des sondes sont implantées dans trois fosses différentes autour de la station météo pour mesurer la température (TP107, Campbell Scientific Inc, Logan, UT, USA) et l'humidité du sol (HydraProbe, ML2x, Delta-T Devices Ltd., UK) à 5 profondeurs de 5 à 120 cm. Les mesures sont faites toutes les 30 minutes. Le signal électrique des sondes d'humidité est converti en humidité volumique selon une relation linéaire calibrée localement. Sur le bassin versant, des tensiomètres (Watermark, Irrrometer, CA) ont été placés sur les 3 points du transect en 2015 (blé). Les mesures ont été acquises toutes les demi-heures. Ce sont des sondes reliées à un boîtier de mesure automatique qui fait une mesure à une précision de l'ordre du centibar.

Des analyses des propriétés de sol ont été sous-traitées par un laboratoire (LAAS) à l'initiative du CESBIO en 2011 sur deux profondeurs, 0-30 et 30-50 cm, et 3 répétitions. Les volumes échantillonnés étaient de 251 cm³ et ont été prélevés avec des cylindres métalliques de 8 cm de diamètre et 5 cm de haut. Ces analyses ont permis de caractériser les 5 fractions granulométriques sans décarbonatation, la teneur en matière organique et d'établir les courbes de rétention à différents pF (1, 2, 2.5, 3.5, 4.2) sur des échantillons remaniés. Dans le cadre de ce travail de thèse, des profils de densité apparente avec les humidités massiques correspondantes ont été établis sur la parcelle flux dans des fosses en septembre 2014 avec des cylindres de 6 cm de diamètre et 4.5 cm de haut. Les échantillons ont été séchés à l'étuve à une température de 105°C afin de déterminer l'humidité pondérale.

Sur le sous-bassin versant, en 2014, les propriétés de sol ainsi que les densités apparentes et les humidités correspondantes ont été mesurées après récolte sur les 4 points du transect de la même manière que sur la parcelle d'Auradé Flux avec en plus 3 répétitions pour la mesure de surface 0-5cm. En juin 2015, juste avant et après récolte, 18 profils de sols ont été établis à la tarière racinaire (échantillons 8 cm (diam) x 15 cm(h)) pour obtenir, après analyse, les propriétés de sol et la profondeur maximale d'enracinement sur les points du transect et de la campagne de mesures spatialisées. Les méthodes utilisées pour les analyses de sol sont présentées dans le Tableau 6. La densité apparente du sol a été obtenue après séchage à 105°C des échantillons obtenus par un prélèvement à la tarière. Ces profils sont présentés dans la Figure 51. La méthode d'analyse granulométrique a été modifiée afin d'obtenir les fractions sans décarbonatation et donc pour avoir des fractions représentatives de la porosité réelle du sol.

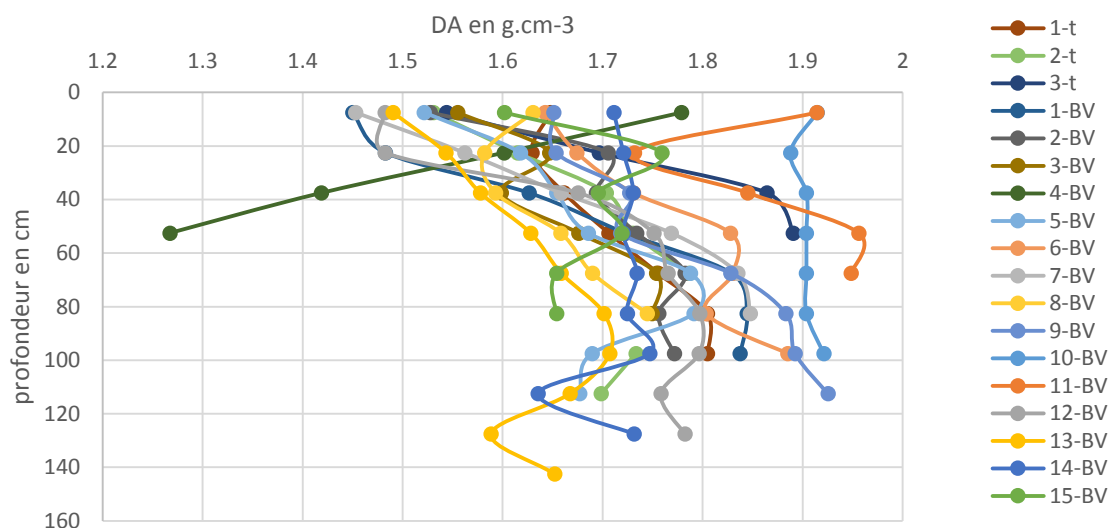


Figure 51 : Les profils de densité apparente des différents points de mesure du transect et de la campagne de mesures spatialisées au mois de juin 2015 avant et après récolte.

Tableau 6 : Méthodes employées pour les analyses de sol. Les analyses ont été faites au laboratoire du LDAR (Aisne)

Analyse	Méthode
préparation échantillon	NF ISO 11464:2006
humidité	NF ISO 11465
granulométrie 5 fractions	NF X 31-107
teneur en calcaire	NF ISO 10693
pH KCl	NF ISO 10390
carbone organique	NF ISO 14 235
azote kjeldhal	NF ISO 11261
CEC	NF 31-130
P	NF ISO 11263
pF2, pF4.2	Protocole laboratoire

En plus de ces mesures et afin d'établir le stress subi sur le blé en 2015, deux types de mesures ont été exploitées : suivis tensiométriques et humidités par la méthode gravimétrique. Les tensiomètres étaient disposés sur les 3 points du transect 1-t, 2-t 4-t. Pour la campagne spatialisée faite en parallèle, les humidités ont été estimées uniquement pour 3 dates et sur l'ensemble des 15 points. L'utilisation des données des trois points du transect vise à fournir un cadre d'interprétation des différences de variations temporelles entre les points du transect et à appréhender les dynamiques des 15 points de la campagne de mesures spatialisées à partir de suivis ponctuels.

Le stress hydrique peut être caractérisé par la succion du sol qui permet de représenter la difficulté ou la facilité de la plante à prélever de l'eau par les racines. Les dynamiques de pF mesurées sur le blé dur en 2015 sont présentées et analysées Figure 62 dans la partie 3.1.3.1.2. Le dispositif

consiste, pour chaque niveau de pente, à collecter l'information sur 3 réplicas pour 2 profondeurs de mesure : 30 et 60 cm.

2.4 Le traitement des données à haute répétitivité spatiale

Dans la thèse, trois sources de données à haute fréquence d'acquisition ont été acquises sur le bassin versant du Montoussé : des mesures géophysiques, des relevés de GPS différentiel et des images satellites (traitement et acquisitions géophysiques de V. Bustillo). Ces données ont servi à établir la stratégie d'échantillonnage et à spatialiser les entrées du modèle STICS.

2.4.1 Les mesures *in situ* : géophysique et MNT

Les mesures géophysiques ont été acquises en configuration d'acquisition verticale avec un EM38-MK2 (GEONCIS LTD, Mississauga Canada) pour obtenir une conductivité électrique locale intégrée sur une tranche de sol d'environ 150 cm. Afin d'obtenir la localisation des points de mesure, les acquisitions itinérantes *in situ* ont été faites conjointement à l'utilisation d'un GPS. La carte de conductivité électrique a été établie en septembre 2014, après récolte du tournesol et sur sol très sec. Cette mesure permet donc de rendre compte des propriétés de sol et des profils de dessèchement après récolte. Un modèle numérique de terrain (MNT) a également été créé d'après des mesures de GPS différentiel afin de pouvoir calculer des indicateurs dérivés de la topographie. Ces données, conductivité électrique et relevés de GPS différentiel, ont été krigés et moyennés sur des mailles de 8 x 8 m pour avoir un jeu de données cohérent dans l'espace.

2.4.2 Les cartes de GAI

En tant qu'indicateur de développement de végétation, le green area index (GAI) a été estimé par satellite en utilisant les données de réflectance de FORMOSAT-2 de résolution de 8 m et qui couvrent 17 dates en 2006. Ces données ont été reprises du travail Claverie et al. (2012) qui avaient procédé à l'inversion des réflectances par le modèle mécaniste de transfert radiatif PROSAIL (Feret et al., 2008). L'inversion a été faite par la méthode BV-NET basée sur l'utilisation d'un réseau de neurones (Claverie et al., 2013). Cette méthode repose uniquement sur l'utilisation de données satellites et s'affranchit de la prise de mesures *in situ*. Cette méthode présente également l'avantage de ne pas être sensible aux effets de saturation, habituellement observés lors de l'interprétation du signal issu de télédétection (Battude et al., 2014). Le LAI maximum (LAX) et plus précisément le GAI maximum, ainsi que l'indice de précocité sont déduits de l'interpolation des variations temporelles de LAI par calage d'une équation (double logistique) décrivant l'évolution du couvert (Ferrant et al. 2016).

**Chapitre III : Analyse des sources
d'hétérogénéités observées dans les mesures :
déterminants des variations spatiales et
incertitudes**

3 Analyse des sources d'hétérogénéités observées dans les mesures biophysiques : déterminants des variations spatiales et incertitudes

Les deux dispositifs du Montoussé, transect et campagne spatialisée, avaient pour vocation à suivre et interpréter les hétérogénéités de développement de la végétation. Pour discuter de ces différences spatiales observées sur les mesures, les données sont présentées dans une première section. Toutefois, ces mesures peuvent avoir une représentativité différente qui peut être source de biais dans l'interprétation des phénomènes observés mais aussi induire des erreurs dans la phase de calage et validation du modèle STICS. Dans la seconde partie de ce chapitre, les incertitudes des hétérogénéités sont analysées pour établir les sources d'erreurs dans l'interprétation des acquisitions.

3.1 Les déterminants de la croissance des cultures dans l'espace

Les mesures et les protocoles sur les 3 dispositifs ont différés pour avoir une représentativité des acquisitions complémentaires entre sites (voir 2.2.1). Afin d'objectiver les acquisitions, une analyse du déficit hydrique et de la pluviométrie a été faite au préalable. Les mesures sur le site d'Auradé Flux étant utilisées de manière indépendante pour la première étape du calage et l'évaluation du modèle STICS, elles sont présentées séparément dans une seconde partie. Enfin, les deux dispositifs situés sur le sous bassin versant du Montoussé sont présentés ensemble dans la dernière section de ce chapitre.

3.1.1 Le déficit hydrique et la pluviométrie

Les données climatiques ont été résumées par deux figures : la Figure 52 qui présente la variabilité interannuelle du bilan hydrique et la Figure 53 qui présente le déficit hydrique mensuel exprimé par la différence P-ETP. Les données climatiques de la période 2006 à 2015 correspondent à celles qui ont été utilisées dans ce travail de thèse.

En ce qui concerne le déficit, les années 2005/2006, 2010/2011, 2011/2012, et 2014/2015 peuvent être considérées comme des années ayant subi un stress hydrique sur la période culturale avec des déficits potentiels allant de 296 à 441 mm. En particulier l'année 2014/2015 a potentiellement subi un stress important dû à une faible pluviométrie (509 mm) et une ETP élevée (950 mm). A contrario l'année 2012-2013 a été exceptionnellement pluvieuse et correspond à une année climatique particulièrement humide (P-ETP +265 mm). Enfin, les années restantes, 2006/2007, 2007/2008 et dans une moindre mesure 2008/2009 et 2013/2014 peuvent être considérées comme des années peu ou pas stressées sur le plan hydrique.

Ce stress doit tout de même être relativisé en fonction de la période de l'année : majoritairement le déficit hydrique est observé en été ce qui n'impacte que modérément les cultures d'hiver comme le blé (Figure 53). C'est d'ailleurs le cas des années 2005/2006, 2010/2011 et 2011/2012 où la majorité de la période en déficit intervient après le mois d'avril. Seule l'année 2014/2015 a un déficit sur 9 mois de l'année et correspond bien à l'année ayant potentiellement subi le plus grand stress hydrique.

Ainsi, le tournesol suivi en 2014 n'a subi que peu de stress hydrique au regard des données climatiques. En revanche, le blé de 2014/2015 a potentiellement eu une période de stress hydrique dès le mois de février.

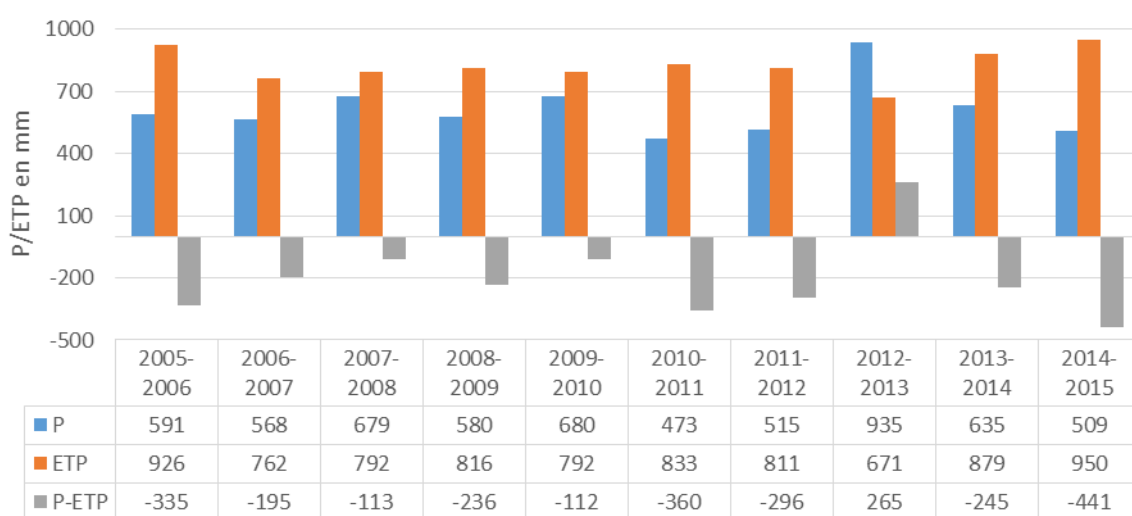


Figure 52 : Précipitations (P), ETP Penman (ETP) et déficit hydrique (P-ETP) cumulés par années culturales (1er novembre au 31 octobre) de 2006 à 2015.

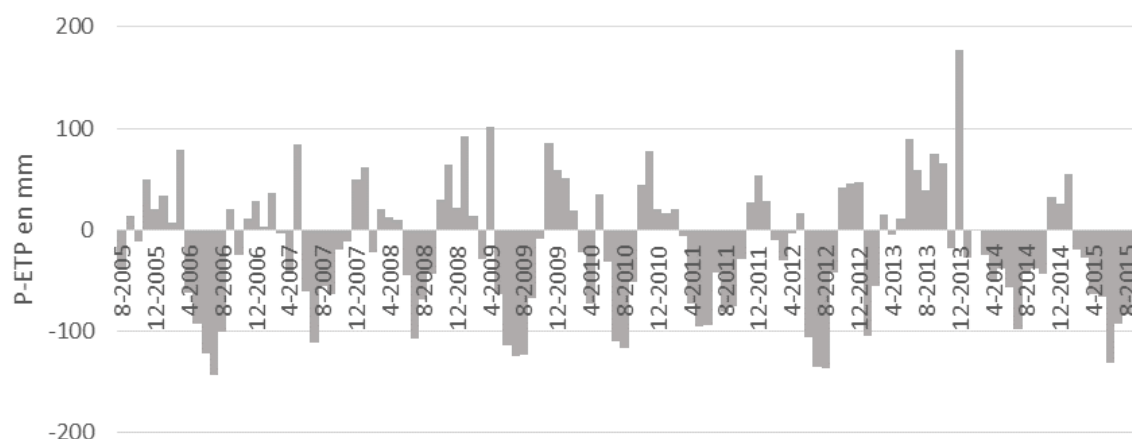


Figure 53 : Déficit hydrique mensuel exprimé par la différence P-ETP Penman d'août 2005 à août 2015.

3.1.2 Dynamique des variables biophysiques et pédoclimatiques sur le site d'Auradé Flux

Pour représenter la dynamique de végétation, deux variables ont été mesurées au cours du suivi de routine fait par le CESBIO et ont été utilisées pour l'évaluation du modèle STICS (Chapitre 4) : le LAI et la biomasse aérienne totale. Par ailleurs, l'ETR estimée par les mesures d'Eddy Covariance a servi de variable de calage pour le modèle et l'humidité du sol et les températures associées ont, quant à elles, servi à caler le modèle par optimisation.

Il apparaît qu'il y a une forte variabilité sur les acquisitions biophysiques et en particulier le LAI (Figure 55). Cette variabilité dépend également du type de culture : les mesures sur colza sont plus variables que celles sur le blé et le tournesol. L'année climatique semble influencer principalement sur la variabilité du LAI en fin de culture. Cette hétérogénéité entre mesures en fin de cycle est sûrement due à la phase de sénescence qui accentue les différences de cycles entre points de mesures et/ou entre plants.

En prenant l'exemple de 2009, la forte variabilité entre points de mesure sur colza, ne peut s'expliquer seulement par un stress hydrique en fin de culture. Un déficit hydrique est visible sur les données climatiques (Figure 53), cependant, l'ETR ne chute que fin juin, soit après récolte. Toujours en 2009 sur l'humidité du sol (Figure 56), l'écart-type entre les sondes à même profondeur est plus important entre fin mai et mi-octobre. Plusieurs possibilités peuvent expliquer ce résultat : la présence de maladies ou de ravageurs, ou bien un stress hydrique bien présent sur une zone échantillonnée pour le prélèvement de LAI mais pas quantifié avec les suivis d'humidité et les mesures d'ETR. Le protocole d'acquisition des variables biophysique pourrait être également mis en cause cependant le nombre de répétition important laisse un risque faible d'incertitude sur la précision de la mesure.

La deuxième possibilité doit expliquer au moins en partie les incohérences entre les phénomènes observés : les mesures d'ETR par Eddy covariance intègrent une zone plus large que la zone où sont placées les sondes (Figure 48) et l'aire contributive à la mesure est dépendante de la distance. La carte de géophysique présentée Figure 54 illustre bien que les variations d'humidité et/ou de propriétés de sol qu'intègre la mesure géophysique dans l'espace sont importantes ce qui peut donc expliquer les différences observées entre les mesures. Par ailleurs, la valeur moyenne obtenue entre les 10 ou 20 prélèvements de biomasse, même s'ils sont effectués dans le sens du footprint, n'a pas exactement la même représentativité que la mesure d'ETR et nécessiterait d'être pondérée par l'aire contributive des acquisitions pour être vraiment intercomparable.

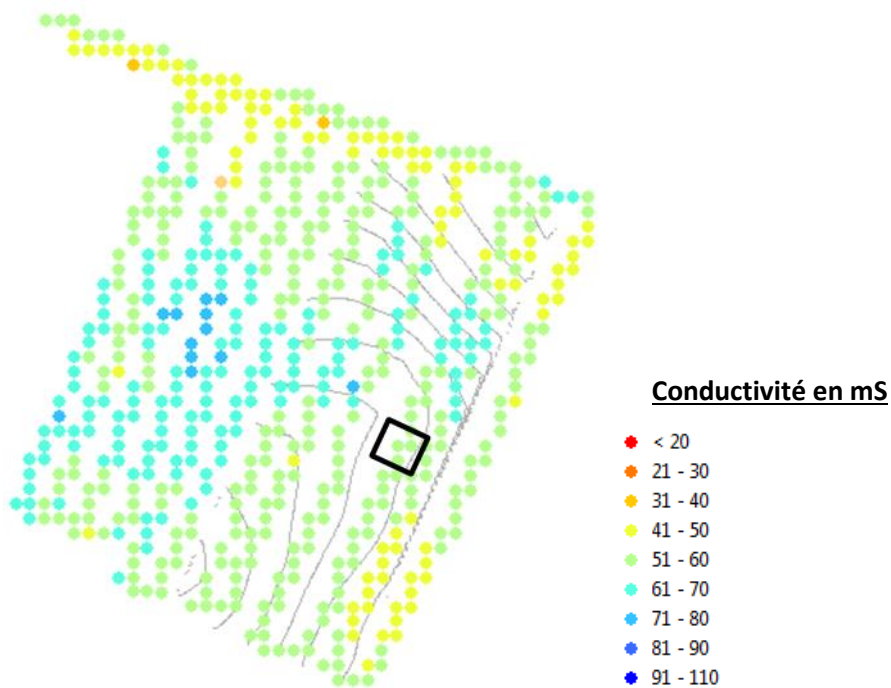


Figure 54 : carte de conductivité électrique acquise le 28/04/2014 sur Auradé Flux et fournie par Vincent Bustillo. Le cadre noir correspond à l'emplacement de l'enclos contenant la station météo et la tour à flux.

Un autre constat peut être fait sur les humidités et sur les températures du sol (Figure 56 et Figure 57) : les disparités entre points de mesure (écart-type des humidités) sont très visibles pour les périodes sèches et sont accentuées les années sèches. Elles sont cependant difficiles à relier visuellement avec les écart-types des mesures biophysiques. Le constat est le même pour les températures pour lesquelles la faible variabilité entre sondes à même profondeur ne semble pas reliée à la variabilité des mesures biophysiques.

Sur la base des constats précédents, il est apparu que l'interprétation des mesures doit se faire au regard de la fiabilité de l'acquisition. Dans ce but, la fiabilité du protocole de prélèvement a été évalué pour les mesures biophysiques (partie 3.2.1). Par ailleurs, l'interprétation des variables entre elles pourrait être limitée par la différence de représentativité entre elles. Cela a donc conduit à s'interroger spécifiquement sur la différence de représentativité possible entre les prélèvements et les mesures ponctuellement localisées et la mesure de l'ETR par Eddy-covariance qui intègre la plupart du temps une large surface (partie 2.3.1).

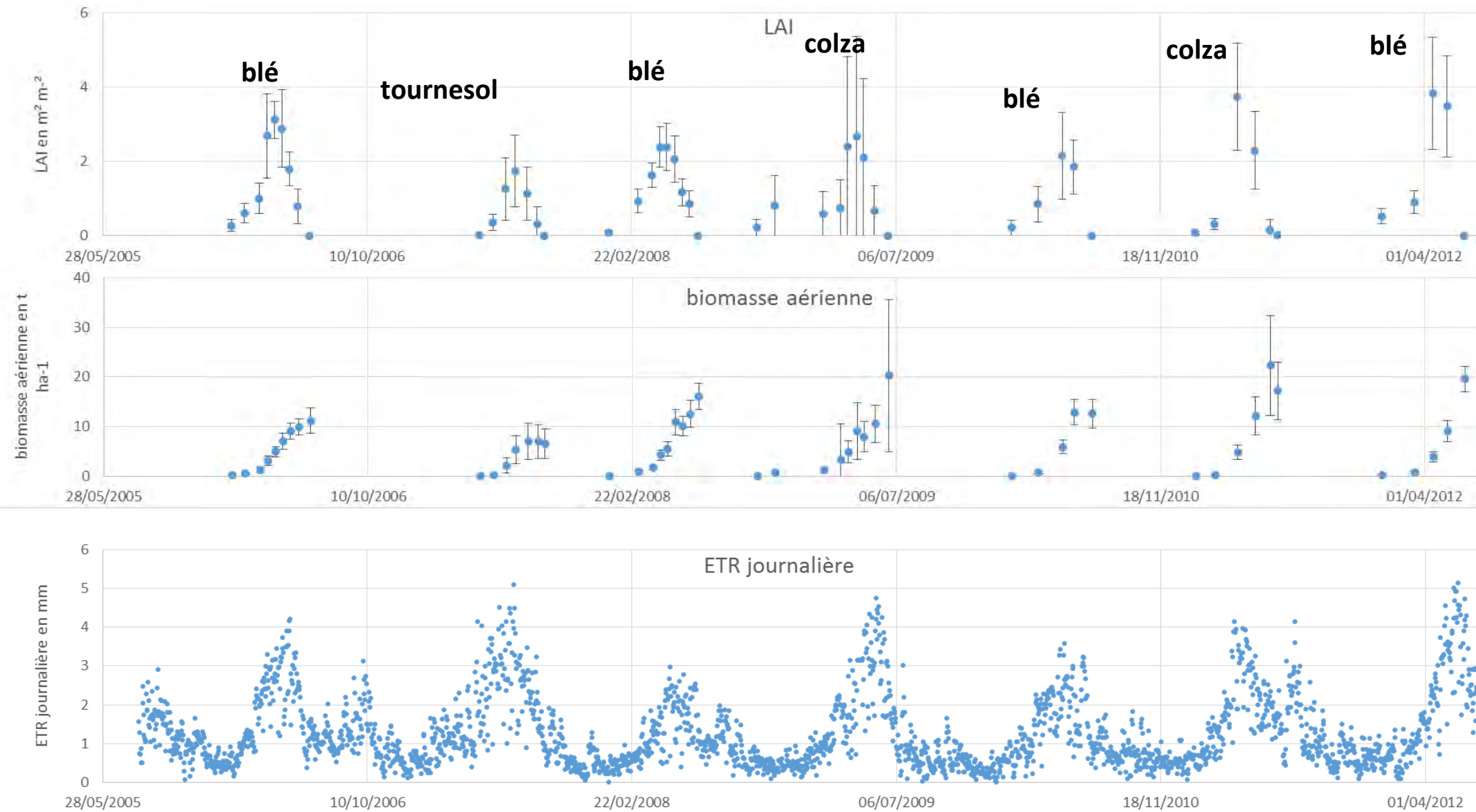


Figure 55 : Evolution du LAI en m² m⁻², biomasse aérienne en t ha⁻¹ et de l'ETR totale journalière en mm entre novembre 2005 et octobre 2012. Les barres d'erreurs représentent les écart-types entre les différentes mesures situées dans l'espace. Les ETR n'ont pas de barres d'erreur compte tenu du fait qu'il n'existe qu'un seul dispositif d'Eddy covariance sur la parcelle.

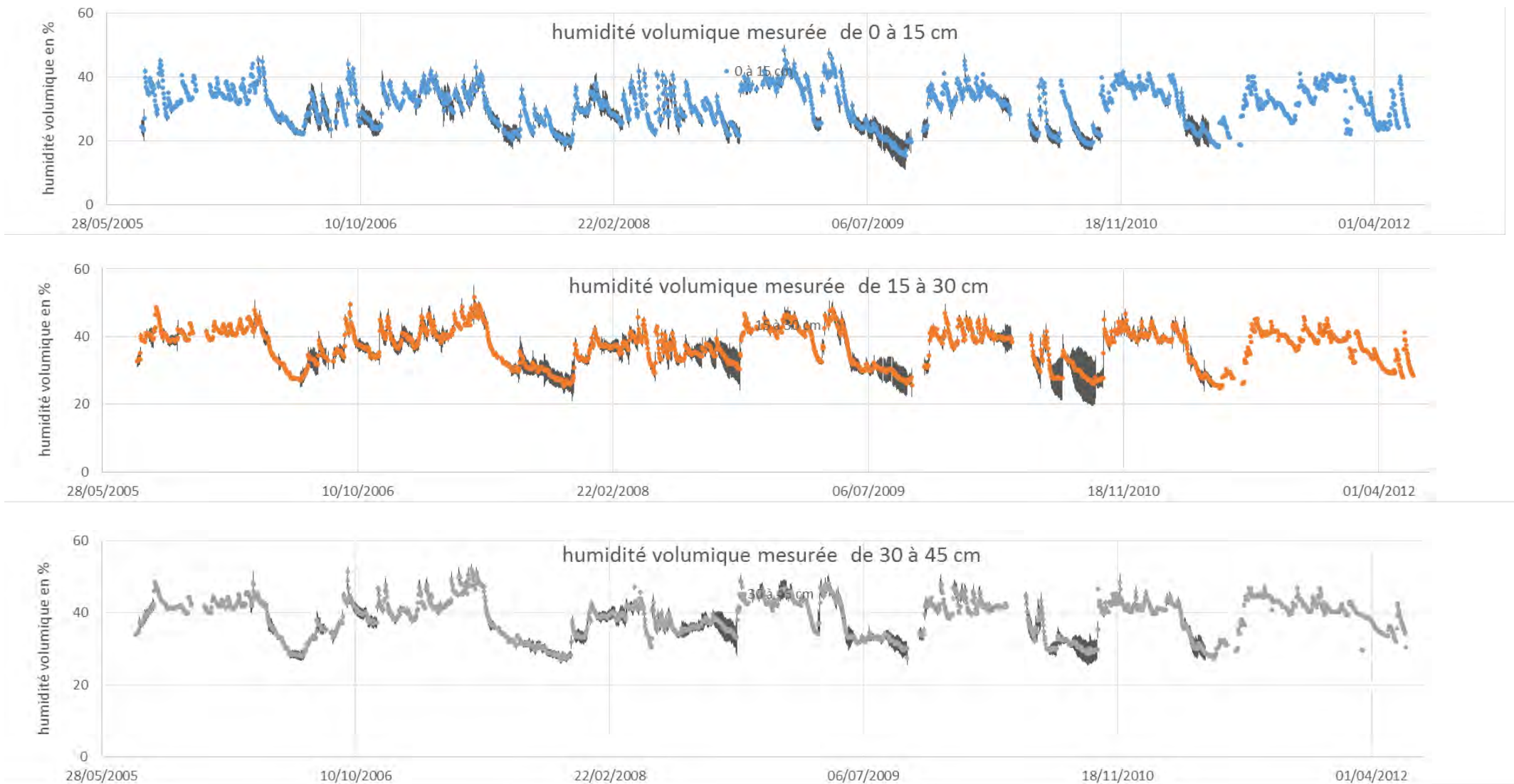


Figure 56 : Evolution des humidités volumiques en % entre novembre 2005 et octobre 2012. Les barres d'erreurs représentent les écart-types entre les différentes mesures situées dans l'espace. Fin 2011 les écart-type n'ont pu être calculés : seule une sonde est représentée.

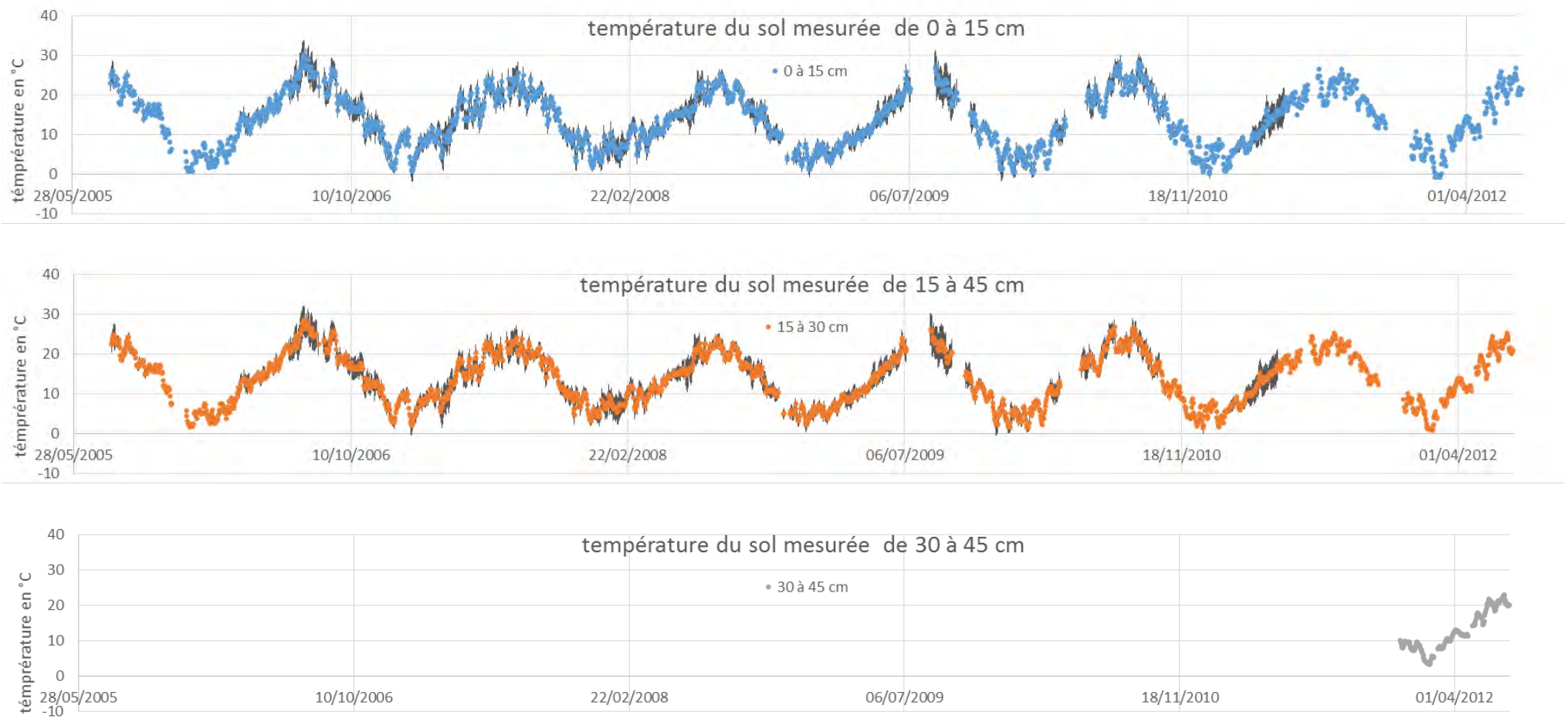


Figure 57 : Evolution températures du sol entre novembre 2005 et octobre 2012. Les barres d'erreurs représentent les écart-types entre les différentes mesures situées dans l'espace. Fin 2011 les écart-type n'ont pu être calculés : seule une sonde est représentée.

3.1.3 Dynamique des variables biophysiques et pédoclimatiques sur le sous-bassin versant du Montoussé

3.1.3.1 Les mesures du transect

Une première partie présente le suivi des mesures biophysiques du tournesol et du blé effectuées en 2014 et 2015 et les phénomènes constatés sur les variables biophysiques dans l'espace. Dans la seconde partie est abordé le suivi du stress hydrique grâce aux sondes tensiométriques placées en 2015 sur chacun des points de suivi du transect.

3.1.3.1.1 Les mesures biophysiques

Sur le transect, des mesures biophysiques ont été faites sur tournesol (2014) et sur blé (2015) en distinguant les organes pour les mesures de biomasse (Figure 58, Figure 59 et Figure 60). Un suivi de la prospection racinaire a été fait aux mêmes dates que les prélèvements biophysique et sont présentés Figure 61.

Pour un risque alpha de 5% les points 1-t, 2-t et 3-t ne sont pas significativement différents en ce qui concerne la biomasse produite (Mann-Whitney et Wilcoxon). Ainsi, par la suite, le point 3-t ne sera pas présenté puisque, sur la base de ce constat, il avait été décidé d'abandonner le suivi de ce point en 2015 pour ne garder que 3 points et alléger la campagne de mesure de l'année suivante.

Le premier constat sur les mesures de biomasse est que le point 4-t (Figure 58d), situé sur la crête, est nettement différent des autres points du transect (Figure 58a, b et c). Le rendement (capitules) ainsi que la biomasse totale sont de 30% plus faibles que sur les deux autres points pour le tournesol et autour de 40% pour le blé dur (épis). Sur la biomasse totale, la crête a un rendement moindre de 17% par rapport au point 1-t et de 30% par rapport au 2-t. De même, le point 4-t a un retard de croissance particulièrement visible sur le début des deux cultures qui est en partie compensé en cours de cycle cultural par une forte accélération de la production de biomasse pour le tournesol du 24/06 au 09/07 et pour le blé du 30/03 au 13/05.

On peut constater un phénomène de remobilisation de la biomasse pour le blé dur entre le 28/05 et le 09/06 (Figure 59 a, b et c) pour la biomasse des tiges. Cette remobilisation est variable suivant les points de mesures : faible comparé à l'évolution du rendement sur le point 1-t (0.7 t ha^{-1}) mais à l'inverse sur les points 2-t (5.2 t ha^{-1}) et 4-t (4.5 t ha^{-1}) cette diminution est très élevée et ne peut pas s'expliquer par une remobilisation seule dans les grains. C'est un phénomène qui s'explique par une part importante de sucre dans la constitution des tiges et qui est potentiellement remobilisable par la plante (Blum, 1998; Sadras et al., 1993). Cette biomasse mobilisable peut

notamment être utilisée par la plante pour le remplissage du grain jusqu'à hauteur de 20 à 60% dans le cas du blé (Ehdaie et al., 2008)

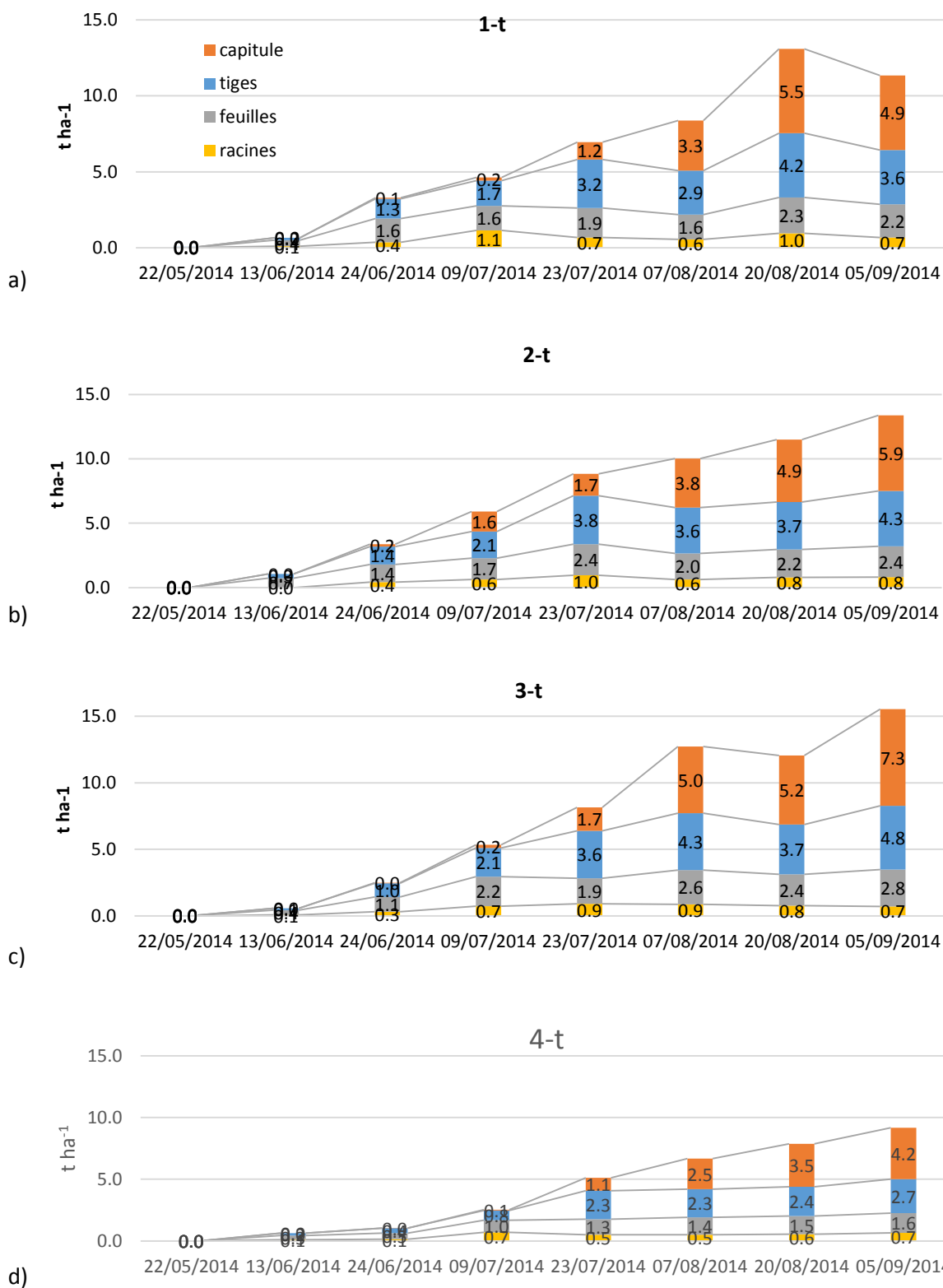


Figure 58 : Allocation de biomasse du tournesol pour les 4 points du transect suivi en 2014 sur le sous-bassin versant du Montoussé

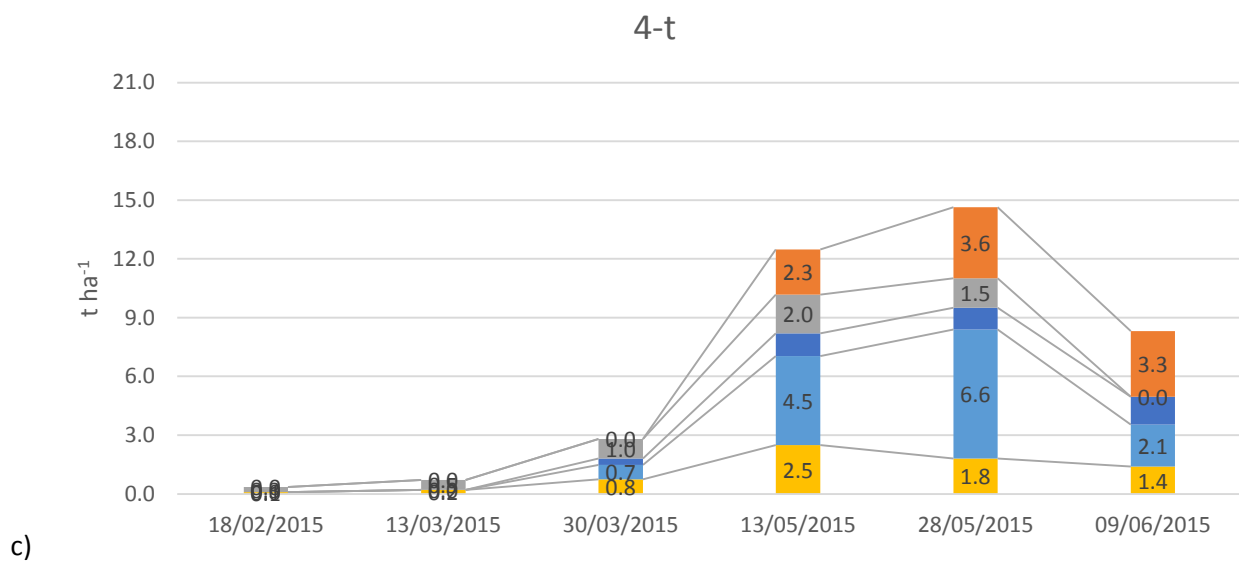
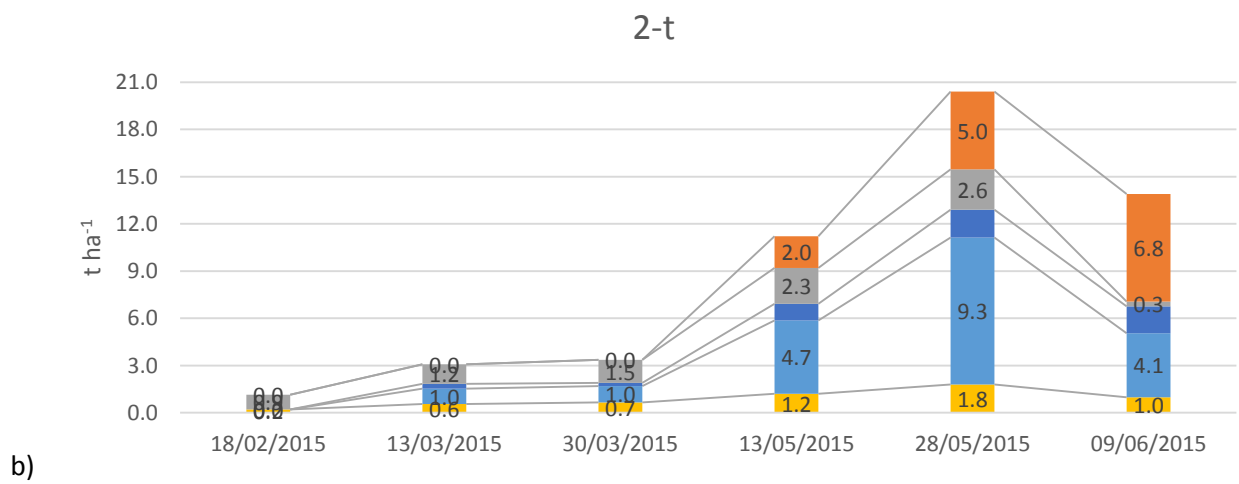
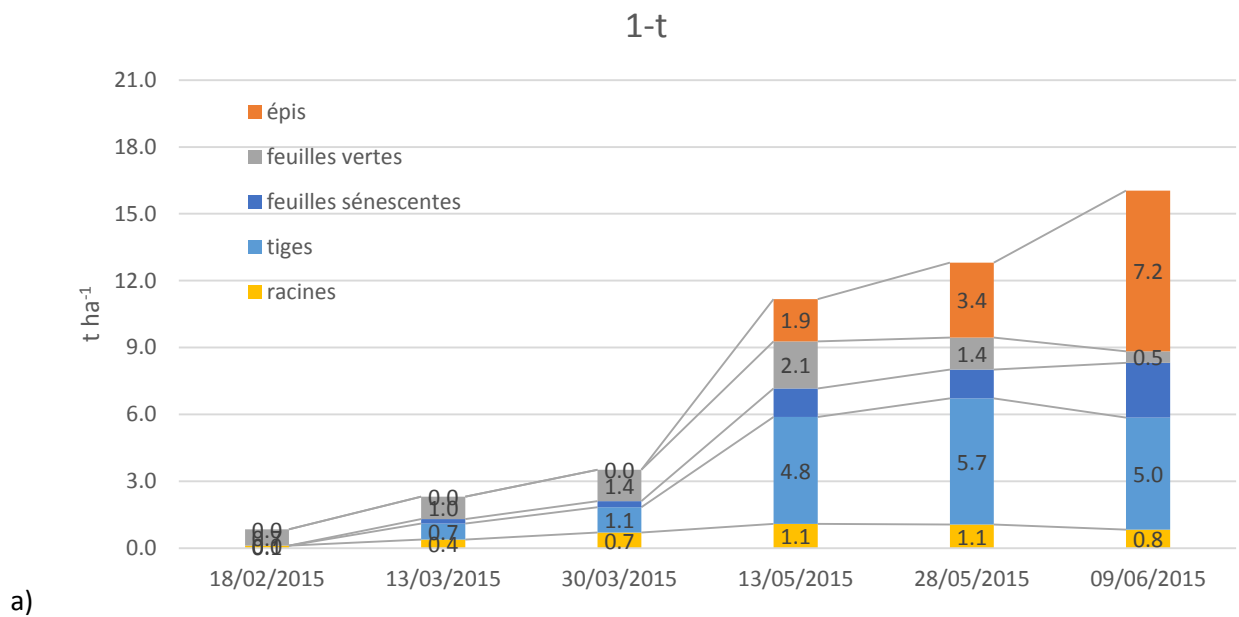


Figure 59 : Allocation de biomasse du blé pour les 3 points sur le transect suivi en 2015 sur le sous-bassin versant du Montoussé

L'hypothèse la plus probable est qu'elle est utilisée en tant que source d'énergie (respiration) pour la plante après l'arrêt ou la forte diminution de l'activité photosynthétique. En effet on constate une diminution importante de la biomasse foliaire sur cette période pour le blé (Figure 59). On observe une corrélation (Pearson) très significative entre la perte de biomasse des tiges, la perte de biomasse foliaire ($R=0.77$ $p\text{-value}=0.0008$), la perte de surface foliaire ($R=0.77$ $p\text{-value}=0.025$) ainsi que le nombre de feuilles vertes avant réallocation ($R=0.68$ $p\text{-value}=0.0049$) sur l'ensemble des 15 points de la campagne spatialisée. La biomasse des tiges avant réallocation semble aussi déterminante ($R=0.77$ $p\text{-value}=0.0007$). Cette dernière relation étant logique compte tenu que la partie de la biomasse de la tige structurale est faible comparativement à la biomasse potentiellement mobile. *A priori* cette remobilisation dépend donc :

- de la biomasse préalablement stockée dans les tiges
- de la diminution de l'activité photosynthétique
- ...et donc aussi de la perte de feuilles

Sur la dynamique de surface foliaire du blé dur les points 1-t et 2-t sont très proches jusqu'au 14/04 et on observe également une diminution de la surface foliaire sur les points 2-t et 4-t. L'explication de ce phénomène vient probablement d'une maladie qui a affecté le blé à cette période : lors du prélèvement des échantillons, il a été constaté la présence de rouille sur les feuilles sur de nombreux points du bassin versant au 14/04. Le LAI du point 2-t étant assez élevé, son impact sur la production de biomasse est probablement faible à contrario du point 4-t qui a un LAI à peine supérieur à 2 le 30/03 et qui a diminué à la date de prélèvement suivante.

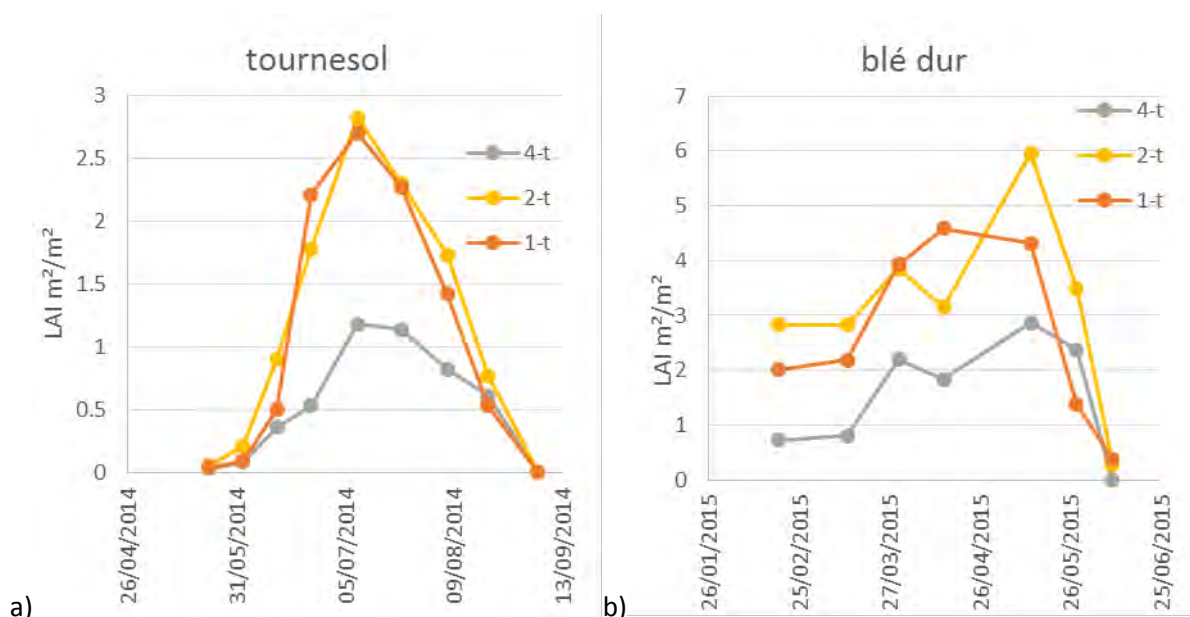


Figure 60 : Dynamiques de LAI pour le tournesol (a) et pour le blé dur (b) pour les points 1-t 2-t et 4-t.

La prospection racinaire conditionne l'accessibilité à la réserve en eau, il s'agit donc d'une variable biophysique à relier au stress potentiellement subi par la culture. Les prospections racinaires, calculées d'après les images de minirhizotron, mettent en évidence qu'il n'y a pas de différence significative entre les points 2-t et 3-t (Figure 61). En revanche, sur le point 4-t le tournesol à un retard de développement racinaire qui est partiellement compensé en cours de culture grâce à une vitesse d'enracinement qui reste à peu près constante (07/06 au 21/06). Il est probable qu'un stress soit à l'origine du maintien de la croissance des racines ; le stress hydrique favorisant le développement du système racinaire dans les horizons plus profonds (Guswa 2010; H. J. Schenk and Jackson 2002). Le suivi sur blé n'a pas permis d'établir si cette tendance est la même en 2015 pour le blé dur : dès la première date de suivi la prospection racinaire du blé était déjà supérieure à la profondeur d'implantation des minirhizotron.

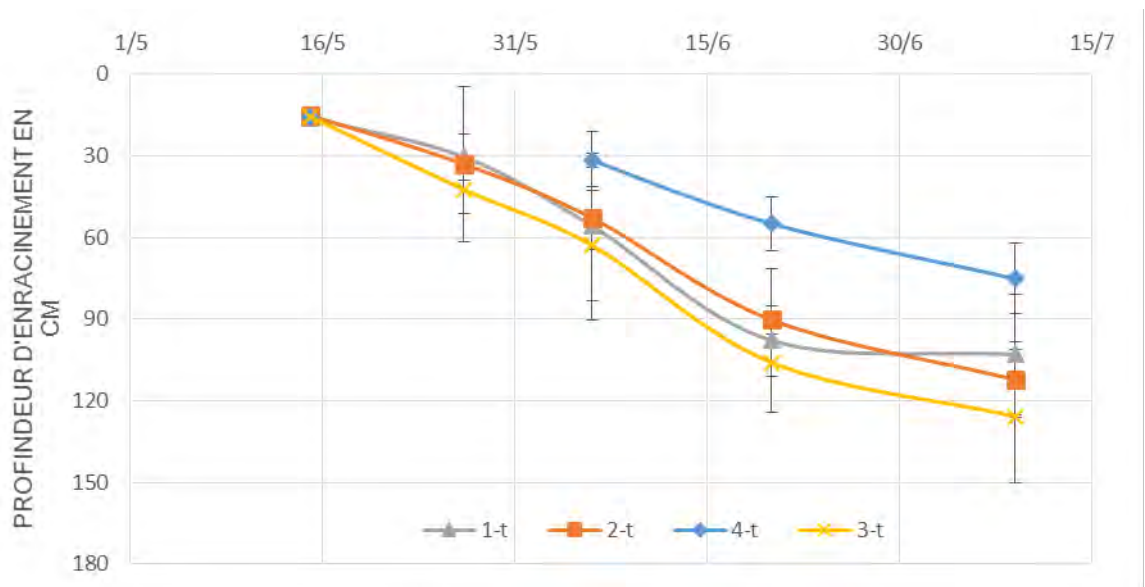


Figure 61 : Prospection racinaire au cours du temps pour le tournesol de 2014 déduite d'après les images de minirhizotron. La barre représente l'écart-type entre les 3 répétitions au même niveau de pente.

Les différences entre les points situés sur les coteaux et le bas de pente sont faibles en termes de prospection racinaire. Les points de suivi situés en haut du sous-bassin versant présentent des caractéristiques limitant fortement la prospection racinaire. Compte tenu de la faible profondeur de sol observée lors de l'implantation des minirhizotron (40 à 60 cm) ce constat n'est pas surprenant. En revanche, la molasse qui limite la vitesse d'enracinement n'est pas nécessairement une limite à l'enracinement puisque d'après les observations des scans racinaires les racines ont dépassé la profondeur suivie. D'autres facteurs comme le faible potentiel de minéralisation (forte teneur en calcaire, teneur en matière organique faible) ou ratio macropores/micropores plus important (faible accessibilité en eau) peuvent être autant de freins à la croissance du tournesol.

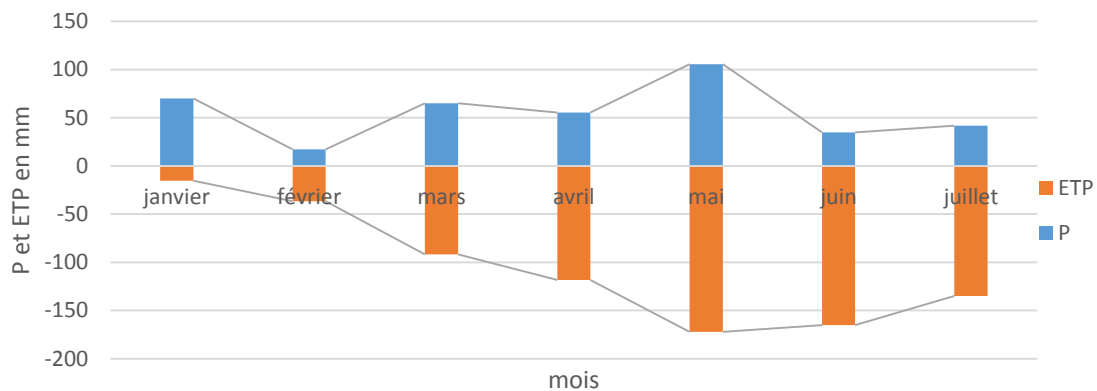
Les facteurs édaphiques ne sont cependant pas les seuls facteurs pouvant expliquer cette croissance différente sur la crête par rapports aux autres points de suivi : l'exposition du point culminant à des conditions climatiques plus variables et extrêmes peut en être également la cause. Toutefois ces effets n'ont pu être quantifiés par le dispositif mis en place.

3.1.3.1.2 Le suivi du stress hydrique

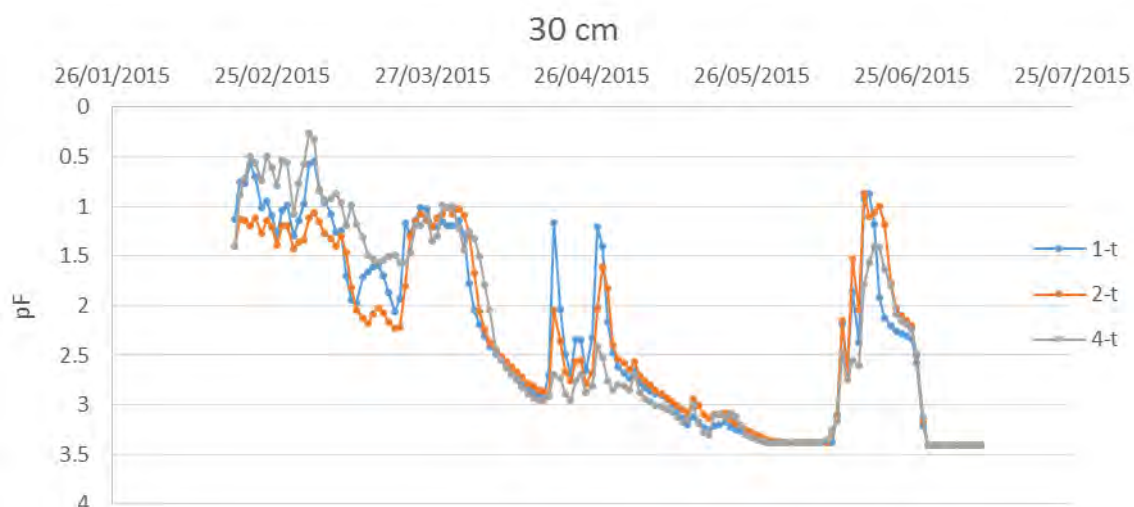
La mesure de succion (ou potentiel matriciel) effectué avec les tensiomètres situés sur le transect permet de quantifier la difficulté de la plante à accéder à la ressource en eau. Toutefois la mesure ne représente pas directement le stock d'eau, par conséquent, la comparaison de sols aux propriétés différentes de rétention en eau ne permet donc d'extrapoler la réserve en eau.

A noter, qu'une autre limite interprétative de ces mesures est leur représentativité dans l'espace : compte-tenu du fait que la mesure se base sur l'appel de l'eau dans le tensiomètre, la représentativité de la mesure varie en fonction de l'humidité. Plus le sol est humide, plus l'aire contributive à l'échantillonnage est faible. Il est donc difficile de déterminer précisément à quelle couche de sol attribuer la valeur étant donné sa variabilité en fonction de l'humidité. L'interprétation de la mesure est donc appropriée pour caractériser le stress hydrique potentiel mais moins pertinente pour représenter de manière quantitative la distribution d'eau dans le profil.

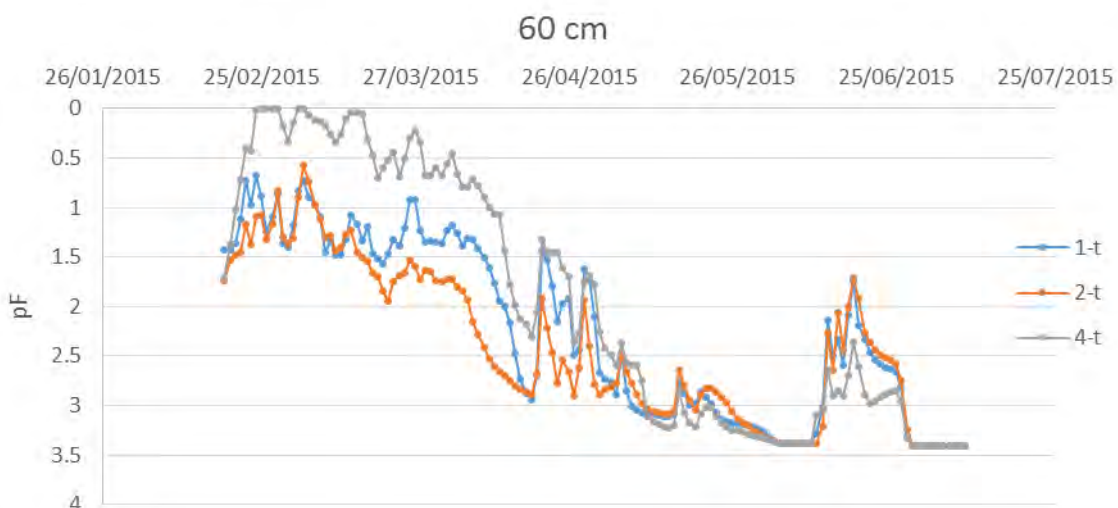
En regardant les dynamiques des données journalières des tensiomètres exprimés en pF (Figure 62 b et c), on constate que les contrastes de potentiel matriciel entre les différents niveaux de pente sont plus marqués en profondeur qu'à la surface du sol. Cette différence peut s'expliquer par les transferts latéraux en profondeur : en effet le point 2-t est plus sec en profondeur que le bas de pente (1-t) et la crête (4-t). Ainsi il semblerait que les différences entre les points 1-t et 2-t, sur le début des acquisitions, soient principalement dues à la topographie et plus précisément à la pente. Cet effet de redistribution hydrologique de la ressource en eau est particulièrement visible sur le pic d'humidité juste après les pluies du 19/03 sur le point 4-t à 60 cm qui est visible en décalé sur les points 2-t (+2j) mais aussi sur l'augmentation plus rapide de la succion sur le point 2-t en phase de dessèchement (mois d'avril) (Figure 62 a, b et c).



a)



b)



c)

Figure 62 : Moyennes journalières des données tensiométriques située à 30 cm de profondeur (b) et 60 cm (c) pour les 3 points du transect qui ont été suivis sur le bassin versant du Montoussé ainsi que la pluie correspondant à la même période (a).

Au niveau de la crête (point 4-t), on observe du mois de février au mois d'avril une succion inférieure aux deux autres points. Ce constat coïncide avec l'observation *in situ* d'accumulation d'eau et notamment la présence de flaques sur certains points des crêtes mais également de la présence d'eau au fond des minirhizotron sur cette période. L'hypothèse la plus probable pouvant expliquer la présence de cette eau superficielle est la présence d'une couche imperméable à faible profondeur qui favorise l'accumulation de l'eau en période humide. Cette couche imperméable pourrait provenir de la présence d'une forte teneur en argile des couches de sols en profondeur limitant ainsi l'infiltration d'eau. Une autre hypothèse est que la sonde ait été mal implantée et qu'elle ait favorisé l'accumulation d'eau au niveau du capteur. Cette deuxième hypothèse semble toutefois peu probable au regard des trois répétitions qui sont cohérentes entre elles et de la dynamique hydrique très proche de celle des deux autres points (écart de 1 cbar en moyenne entre les 3 répétitions de février à mars). Ce résultat met en évidence une probable anoxie des racines sur le haut de versant, ce qui pourrait expliquer une différence importante de développement de la culture et limiter la prospection racinaire. Cette anoxie pourrait également être la cause de la faible vitesse de prospection racinaire observée sur ce point ainsi que du retard de développement sur le point 4-t (Figure 61).

Pour identifier les périodes où la plante est potentiellement soumise à un stress hydrique, il est possible d'établir un indice de stress hydrique sur la base du potentiel hydrique exprimé en pF. En regardant les courbes de rétention en eau, le pF auquel l'eau devient plus difficile à extraire est visible (Figure 63) à partir du pF 3.5, la teneur en eau correspondante est proche de la valeur du pF 4.2. On peut donc considérer que l'eau est plus difficilement assimilable par les plantes dès lors que l'humidité passe un seuil qui semble être compris entre un pF 2 et un pF de 3.5. En terme de stock d'eau cela correspond par ailleurs au ratio communément utilisé de 2/3 de réserve utile facilement utilisable et 1/3 difficilement utilisable pour les sols les plus couramment rencontrés sur Auradé. Sur la base de ce constat, un indice de stress hydrique peut être calculé en estimant la période soumise à un stress hydrique donc à la période pour laquelle le pF=3. Il est probable que sur le point 4-t, dès lors que le seuil est atteint, le stress puisse être plus important compte tenu de la nature du sol différente et surtout de la profondeur de sol et d'enracinement qui sont plus superficiels.

Sur la base des acquisitions à la demi-heure, il est alors possible de calculer un indice de stress sur une période en établissant le pourcentage de cette période potentiellement soumis à un stress hydrique. Cet indicateur a été calculé sur la période entre deux mesures biophysiques pour faciliter la correspondance de l'interprétation des deux types de données. Les données qui ont servi au calcul étaient au pas de temps semi-horaire ce qui permet de ne pas sous-estimer le stress diurne contrairement au pas de temps journalier (Tableau 7).

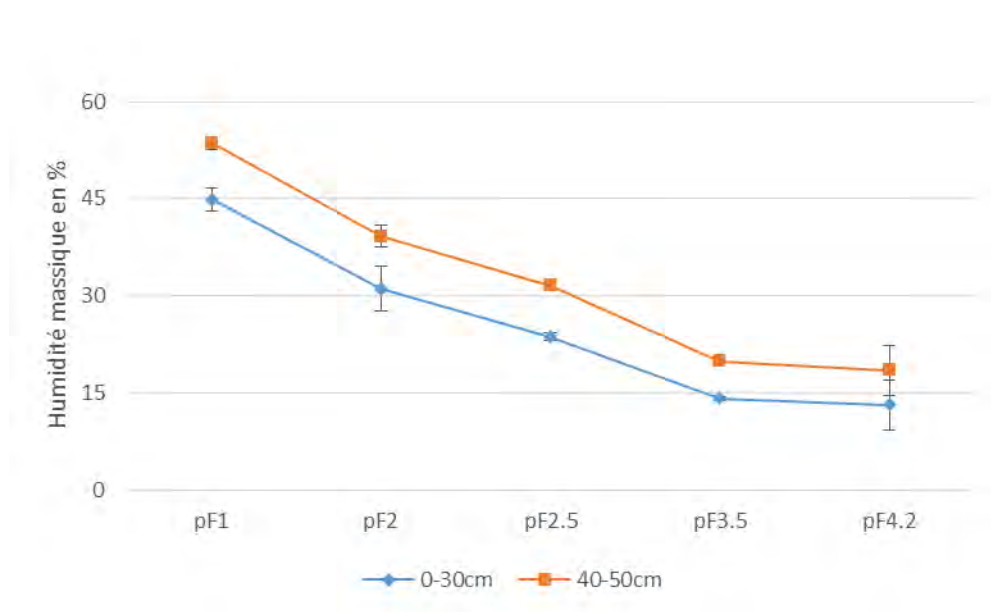


Figure 63 : Propriétés de rétention en eau des sols pour deux profondeurs sur la parcelle d'Auradé Flux. Les barres correspondent à l'écart type calculé sur trois répétitions et les points à la moyenne. Pour le pF2.5 et 3.5 et pour la profondeur 40-50 cm il n'y a pas eu de répétitions

Les résultats montrent que le stress hydrique de la culture n'intervient qu'à partir du mois d'avril, contrairement à ce que laissait présager l'analyse des données climatiques seules où le déficit a débuté dès le mois de février. Par ailleurs, on observe que les différences de potentiel matriciel sont principalement observables sur les horizons les plus profonds en accord avec ce qui a été observé sur les dynamiques de pF. Les différences les plus marquées et dont les dynamiques sont significativement différentes sont du mois de mars à fin mai. Après quoi tous les points sont soumis à une forte sécheresse. Le point 4-t à une dynamique hydrique sensiblement différente des deux autres points avec sur les horizons profond 10% de période de sécheresse en plus sur la période de suivi (18-02 au 23-06) et ponctuellement une différence de 30% de stress en plus d'après la sonde à 60 cm. Ce stress est d'autant plus important qu'il se cumule à un potentiel hydrique de surface quasiment toujours en dessous de 3.

Ainsi le point 4-t a subi une série de stress, anoxie et déficit de stress hydrique, qui explique la différence de développement important avec les deux autres points pendant la culture du blé. Concernant l'année 2014, le tournesol a également un développement bien moindre que pour les 3 autres points 1-t, 2-t et 3-t : cela laisse à penser que la culture a subi un stress hydrique pendant la période de culture. Il est toutefois peu probable qu'elle ait subi un stress anoxique en début de végétation étant donné que c'est une culture de printemps et que la demande évapotranspiratoire excède les apports pluviométriques.

Tableau 7 : Pourcentage des périodes entre deux mesures soumises au stress hydrique pour les 3 points de suivi du transect établi en 2015 sur blé. Les points ayant des valeurs significativement différentes des autres sont notés en gras. C'est le test post hoc de Nemenyi qui a servi à établir la significativité à 5% d'incertitude sur les données au pas de temps de 30 min.

sonde	localisation	18/02-13/03	13/03-30/03	30/03-13/05	13/03-28/05	28/05-09/06	09/06-23/06	total
30	1-t	0%	0%	4%	100%	100%	18%	25%
30	2-t	0%	0%	2%	60%	100%	15%	19%
30	4-t	0%	0%	2%	99%	100%	18%	24%
60	1-t	0%	0%	9%	52%	100%	18%	21%
60	2-t	0%	0%	9%	44%	100%	18%	20%
60	4-t	0%	0%	21%	82%	100%	33%	31%

3.1.3.2 La campagne spatialisée

3.1.3.2.1 Les acquisitions biophysiques

Une synthèse non exhaustive des variables mesurées pendant la thèse est présentée Annexe 1, *Tableaux des données acquises sur le sous bassin versant du Montoussé*. Ces données ont été acquises sur trois dates et ne permettent pas d'interpréter finement la phénologie de la culture sur chacun des 15 points. On peut cependant constater une remobilisation de biomasse de la tige plus ou moins importante suivant les points entre le 15 mai et le 23 juin. La différence de biomasse entre les deux dates qui représente la mesure de remobilisation est corrélée positivement à la biomasse de tiges au 15 mai ($R^2 = 0.57^{***}$) et à la biomasse foliaire à la même date ($R^2 = 0.51^{***}$). Ce résultat montre que le phénomène de remobilisation dépend probablement de la biomasse produite pouvant être remobilisée. Le grain à la récolte est également corrélé négativement à cette remobilisation ($R^2 = 0.28^*$). Il y a donc un lien avec la production de grains mais la remobilisation de biomasse ne se traduit pas par une augmentation proportionnelle du rendement. Cette corrélation négative pourrait s'expliquer par l'origine de cette remobilisation qui se fait principalement en condition de stress.

Par ailleurs, on observe une forte disparité entre les points pour chaque mesure et à chaque date. La biomasse aérienne, varie le 15 avril de 2.3 à 10.9 t ha⁻¹ et en juin de 0 à 25.2 t ha⁻¹. Cette hétérogénéité entre points s'observe également sur le LAI qui varie de 0.5 à 3.9 m².m⁻² en avril et de 0.7 à 2.8 m².m⁻².

Les coefficients de variations (CV) pour les 3 répétitions pour chaque variable sont assez élevés quel que soit la date (Tableau 8). Au 15 avril, ils sont de 23% (biomasse des tiges) à 26% (biomasse des feuilles sénescentes) en moyenne sur les 15 points. Le 15 mai cette incertitude augmente et est de 29% pour le LAI à 40% pour la biomasse des feuilles sénescentes. A la dernière date de mesure, les CV oscillent entre 21% pour la biomasse des tiges à 32% pour la biomasse du

grain. Tout comme sur les mesures d'Auradé Flux, l'incertitude sur le LAI est systématiquement plus importante que pour la biomasse aérienne totale. Cette différence est toutefois assez faible le 15 avril avec une différence de 1%.

Tableau 8 : Coefficients de variation calculés entre répétitions pour les trois dates de la campagne de mesures spatialisées et pour les 15 points.

point	15/04/2015		15/05/2015		23/06/2015
	LAI	masec	LAI	masec	masec
1-BV	15%	9%	54%	47%	55%
2-BV	14%	11%	9%	7%	9%
3-BV	35%	30%	19%	24%	5%
4-BV	28%	7%	45%	41%	8%
5-BV	31%	28%	30%	20%	5%
6-BV	30%	27%	22%	28%	44%
7-BV	31%	23%	16%	18%	22%
8-BV	38%	30%	41%	34%	12%
9-BV	13%	12%	42%	38%	9%
10-BV	13%	12%	29%	22%	23%
11-BV	40%	38%	14%	24%	38%
12-BV	30%	19%	47%	34%	8%
13-BV	27%	17%	26%	22%	10%
14-BV	6%	8%	21%	27%	12%
15-BV	17%	15%	34%	25%	15%
moyenne	25%	19%	30%	27%	18%

Cette variabilité entre répétitions est également dépendante du site et est particulièrement marquée sur certains points. C'est le cas sur les points 1-BV pour les deux dernières dates d'acquisitions où le CV s'élève aux alentours de 60% pour les deux dates et pour la biomasse aérienne. Cela se constate également pour ce même point sur la biomasse des tiges à la deuxième date (59%) et sur la surface foliaire (53%). Ces CV élevés sont difficiles à expliquer, il est possible que la zone était sur une transition pédologique expliquant une hétérogénéité entre les répétitions aléatoires sur la zone. En revanche la forte variabilité observée sur le 4-BV à la seconde date avec un

CV entre 40 et 50% pour toutes les variables s'explique par la présence d'une lentille sableuse à une profondeur de 30 cm et sur une surface restreinte à quelques mètres carrés.

3.1.3.2.2 L'analyse des covariances avec les autres acquisitions locales et spatiales

L'analyse des corrélations entre facteurs potentiellement explicatifs, humidité, propriétés de sols, variables spatiales ayant servies à déterminer les points de suivis et les mesures biophysiques sur les 15 points peuvent mettre en évidence des pistes pour la spatialisation via des relations statistiques (corrélation variables LHS) ou expliquer les déterminants spatiaux du phénomène de remobilisation. En effet, pour la remobilisation, le phénomène n'étant pas implicitement formalisée dans le modèle STICS, il s'agit d'identifier des relations directes ou indirectes avec différents éléments permettant d'expliquer dans l'espace les variations de ce processus.

Les propriétés de sol du sous-bassin versant sont présentées dans la partie 2.2.2.2 et les données sont regroupées sous la forme d'un tableau dans l'Annexe 2, *Résultats d'analyse sur les profils de sol de la campagne de mesures spatialisées*. Les données de l'hypercube latin (variables LHS, Tableau 9) sont présentées dans le Tableau 1 du chapitre 5. Enfin, les données biophysiques utilisées pour calculer les coefficients de Pearson du Tableau 9 sont celles du tableau précédent.

Le premier constat sur les corrélations obtenues (Tableau 9) est que les propriétés de sol sont très peu corrélées aux variables biophysiques, excepté à la profondeur maximale d'enracinement (Zrac). Seul le calcaire, le sable, le stock de carbone et d'azote ainsi que la RU sont significativement reliés avec des variables biophysiques. L'enracinement maximal est fortement corrélé avec le stock de carbone et négativement corrélé au sable et au calcaire. La corrélation positive avec le carbone et l'azote peut s'expliquer par le fait que la biomasse racinaire est la source majeure de carbone et d'azote en profondeur et qu'un environnement ne contraignant pas l'enracinement favorise la production de racines.

La corrélation négative avec le calcaire ne s'explique pas ou très peu par l'effet direct du calcaire sur la croissance racinaire et le rendement. La cause est plus probablement due à la faible profondeur du sol. La proximité de molasse superficielle est souvent observée sur les crêtes des bassins versants et à relier aux conditions difficiles de développement pour les cultures : faible réserve en eau, exposition plus importante aux phénomènes climatiques pouvant impacter le développement de la culture. La corrélation avec la teneur en argile moyenne du sol suggère que la corrélation avec la réserve utile n'est pas uniquement liée au poids important de la profondeur maximale d'enracinement dans son calcul : en effet la teneur en argile est à relier avec la proportion de micropores plus importante d'où la corrélation positive.

Par ailleurs, dans les variables LHS, la conductivité semble reliée à la biomasse aérienne. Cette relation n'est significative qu'avec la biomasse du 15 mai. Ceci pourrait être dû au phénomène de sénescence très contrasté entre les différents points de mesures, ce qui se répercute sur la biomasse totale aérienne. L'accès à la ressource en eau ne semble pas être le facteur sous-jacent vu que les corrélations entre la biomasse et la RU ainsi que la profondeur maximale d'enracinement ne sont pas significatives. Une autre part de l'explication semble provenir du phénomène de remobilisation de la biomasse des tiges qui est également corrélé significativement au signal géophysique. Le phénomène de remobilisation serait donc, au moins en partie, dépendant des caractéristiques du sol.

Tableau 9: Corrélations de Pearson calculés entre les variables biophysiques mesurées sur le blé de 2015 de la campagne spatialisée et les propriétés de sol et les variables spatiales utilisées directement ou indirectement pour l'échantillonnage avec l'hypercube latin (variables LHS). Les valeurs en gras sont les corrélations significatives à ***0.01% **1% *5%. La remobilisation est la différence de biomasse de tige entre le 15/05 et le 23/06. Zrac correspond à la profondeur d'enracinement estimée en fin de culture et CaCO3 à la teneur en calcaire sur le profil de sol. Les variables Stock correspondent à des quantités des éléments azote (N), phosphore Olsen (P), carbone (C) sur la profondeur de sol prélevé. Argiles, Limons, Sables sont les fractions granulométriques du sol. Les variables LHS sont l'altitude (Z), le rayonnement global spatialisé sur l'année 2006 (RG), des données géophysiques (GeoP), le LAI maximum du tournesol observé en 2006, un indice de précocité PI, le topographic soil index (TSI), la pente et le flow accumulation (flowac).

		LAI		biomasse aérienne			rendement	remobilisation tiges	Zrac
		15-avr	15-mai	15-avr	15-mai	23-juin			
LAI	15-avr	-	0.57*	0.92***	0.44	0.46	0.07	-0.09	0.21
	15-mai	0.57*	-	0.32	0.68**	0.15	-0.01	0.53*	0.41
biomasse aérienne	15-avr	0.92***	0.32	-	0.35	0.46	0.16	-0.21	0.18
	15-mai	0.44	0.68**	0.35	-	0.06	-0.27	0.73**	0.36
	23-juin	0.46	0.15	0.46	0.06	-	0.69**	-0.47	-0.02
rendement grain		0.07	-0.01	0.16	-0.27	0.69**	-	-0.53*	0.26
remobilisation		-0.09	0.53*	-0.21	0.73**	-0.47	-0.53*	-	0.29
Zrac		0.21	0.41	0.18	0.36	-0.02	0.26	0.29	-
propriétés de sol	Stock N	0.21	0.29	0.22	0.32	0.05	0.36	0.17	0.94***
	Stock P	0.06	0.26	-0.06	-0.04	0.21	0.39	-0.05	0.46
	Stock C	0.24	0.21	0.29	0.14	0.13	0.51	0.01	0.84***
	Argiles	0.01	0.17	0	0.35	0.15	0.02	0.22	0.52*
	Limons	-0.25	0.05	-0.34	0.26	-0.07	-0.19	0.38	0.48
	Sables	0.1	-0.13	0.15	-0.34	-0.07	0.07	-0.31	-0.55*
	CaCO3	-0.22	-0.32	-0.25	-0.35	-0.39	-0.52*	-0.01	-0.52*
	RU	0.25	0.33	0.26	0.33	-0.04	0.24	0.27	0.96***
variables LHS	Z	-0.02	-0.31	0.01	-0.22	0.11	-0.17	-0.31	-0.7**
	RG	0.23	0.13	0.3	0.27	0.1	-0.18	0.19	-0.32
	GeoP	-0.35	-0.44	-0.32	-0.78***	-0.06	0.11	-0.58*	-0.24
	LAX	0.35	0.43	0.23	0.43	0.04	0.04	0.23	0.37
	PI	0.02	0.15	-0.1	0.23	-0.05	-0.06	0.15	0.18
	TSI	-0.25	-0.27	-0.23	-0.34	-0.13	0.26	-0.26	0.43
	pente	0.22	-0.02	0.33	0.11	0.16	-0.09	-0.04	-0.19
	flowac	-0.24	-0.41	-0.13	-0.5	-0.06	0.42	-0.46	0.43

Aucune autre corrélation n'est significative avec les variables LHS, même si certaines corrélations semblent stables entre les trois dates de mesures de biomasse aérienne et de LAI (e. g. RG, TSI). Il est possible que les corrélations soient bien présentes mais ne répondent pas à une relation linéaire. De même, aucune corrélation significative n'apparaît entre le stock d'eau et la biomasse produite. Cela met en évidence que la RU seule ne peut pas être un indicateur de la production de biomasse à l'échelle du sous-bassin versant du Montoussé.

3.2 Les incertitudes liées aux mesures biophysiques

Il y a deux sources majeures d'incertitude spatiale liées au prélèvement : le volume échantillonné et l'attribution de la mesure à une surface (ou volume pour les mesures de sol). La première incertitude se base sur l'hypothèse qu'une taille critique de volume d'échantillon doit être atteinte pour que les propriétés statistiques (moyenne, écart type) soient proches de la zone d'étude. Cette hypothèse se fonde sur l'hypothèse d'homogénéité de la zone échantillonnée. Enfin, la deuxième incertitude est liée à la nécessité d'attribuer une surface à une moyenne de mesures répétées.

Dans le cas des mesures d'Eddy Covariance, la mesure a une représentativité spatiale qui varie en fonction du temps suivant l'orientation du vent (footprint). Pour cela il est nécessaire de comparer la mesure de sol ou biophysique ponctuelle à la mesure dynamique de l'évapotranspiration provenant des mesures d'Eddy Covariance.

3.2.1 L'incertitude de la représentativité des mesures biophysiques sur tournesol et blé

Concernant le suivi du tournesol en 2014 sur le transect, le protocole a permis d'avoir les mesures de biomasse estimées par plant à certaines dates. Il est donc possible, avec l'ensemble des 5 plants prélevés, de déterminer la représentativité statistique de l'échantillon. Pour le suivi du blé en 2015, toujours sur le transect, il était nécessaire de s'assurer que la moyenne établie par échantillon était représentative d'une zone homogène, et donc que le volume élémentaire représentatif (VER) a été atteint pour les variables qui ont été mesurées par plant. En effet, le protocole ayant été allégé en nombres de répétition, il est nécessaire de s'assurer de la fiabilité de la mesure.

Pour valider la représentativité de ces différentes mesures, un rééchantillonnage aléatoire (bootstrap) a permis de comparer l'intervalle de confiance autour de la moyenne des mesures par plant (test de Student au risque alpha de 5%) avec les moyennes calculées après un rééchantillonnage aléatoire du pool de répétitions. Au final, il est possible de calculer la probabilité que la moyenne des mesures soit stable et donc représentative d'une zone homogène. La méthode de bootstrap est la méthode itérative la plus robuste sur de petits échantillons, même comparativement à la cross-validation (Efron and Tibshirani, 1993; Kohavi, 1995; Smith et al., 2014).

Dans le cas où la moyenne calculée après le rééchantillonnage est située dans l'intervalle de confiance, alors la mesure peut être considérée comme représentative. Autrement, il est probable que la quantité de plants à prélever soit insuffisante pour avoir une représentativité de la zone satisfaisante. Grâce aux 200 rééchantillonnages réalisés aléatoirement, il est donc possible de déduire la probabilité que l'échantillon ait une moyenne stable et donc potentiellement représentative de la zone de prélèvement.

Les mesures faites sur tournesol sont des prélèvements de 5 plants, par conséquent les échantillons nouvellement créés par bootstrap étaient de 5 plants tirés aléatoirement. Les mesures qui ont été évaluées sont la biomasse sèche des feuilles, des tiges, des capitules ainsi que la surface foliaire par plant. Pour le blé, les moyennes ont été calculées pour trois variables mesurées par plant, pour chaque point et pour chaque date des points du transect : le nombre de feuilles, le nombre de feuilles sénescentes et la hauteur des plants. Le LAI et la biomasse ayant été mesurés sur l'ensemble des plants prélevés, il n'est pas possible d'y appliquer ce protocole de validation.

Les étapes de la procédure pour déterminer le degré de fiabilité de la mesure sont présentées Figure 64. Dans une première étape, les mesures par plant pour chaque point et pour chaque date sont tirées avec remise jusqu'à un maximum correspondant au nombre de plants prélevés. Cette étape est itérée 200 fois. Ensuite pour chaque point de mesure et chaque date, les moyennes sont calculées avec le même nombre de valeurs que de plants réellement prélevés. Enfin, pour chacune des 200 itérations il est déterminé le nombre de moyennes situées dans l'intervalle de confiance.

Les résultats du bootstrap sont présentés sous forme de boxplot afin d'illustrer la variabilité autour des itérations et la distribution des valeurs autour de la médiane. Ce mode de représentation permet d'identifier visuellement si 1) la distribution des valeurs est homogène autour de la moyenne, 2) si les moyennes itérées sont situées dans l'intervalle de confiance et donc que l'échantillon est représentatif 3) que la dispersion des moyennes itérées qui illustre l'hétérogénéité au sein de la zone échantillonnée et l'erreur de la mesure. 95% des valeurs sont contenues entre les traits les plus extrêmes et les quantiles 25 sont représentés autour de la médiane par la « boîte ». Enfin, pour interpréter la variabilité du rééchantillonnage, les intervalles de confiances (haut et bas) ont calculés été placés sous la forme de points.

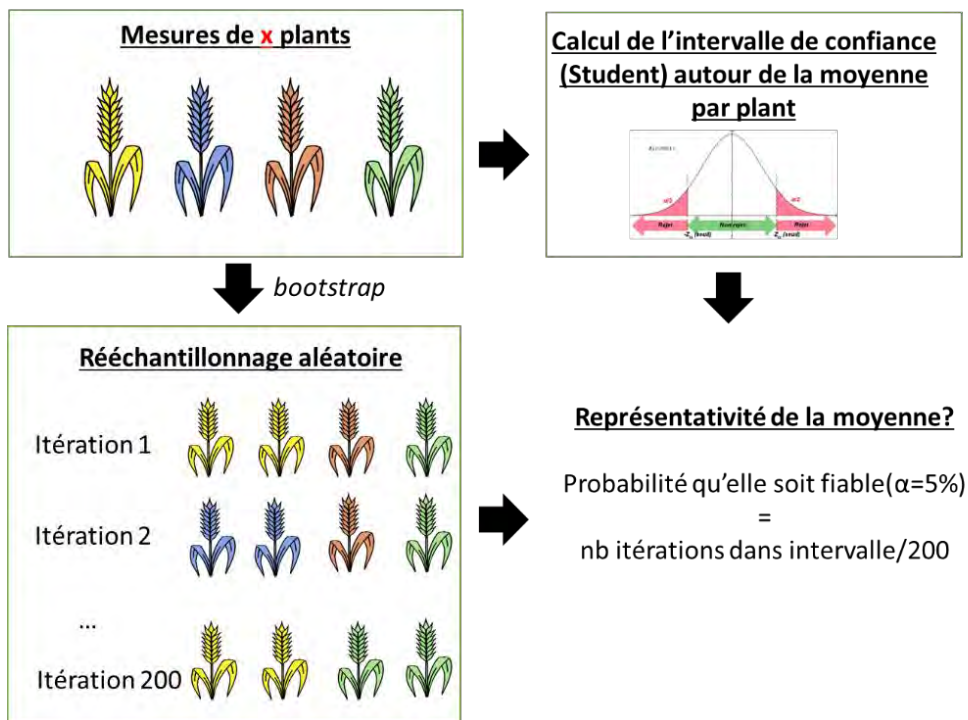


Figure 64 : Schéma des étapes pour déterminer la fiabilité de la moyenne tirée des mesures par plant. La procédure présentée ici est appliquée à chaque point et à chaque date de mesure.

3.2.1.1 Résultats sur les mesures du tournesol

Presque toutes les itérations pour les différentes variables et dates testées sont comprises dans les intervalles de confiance (Figure 65 et Figure 66). La seule exception notable concerne le point 1-t pour la surface foliaire dans l'échantillon de départ qui ne semble pas répondre à une loi normale compte tenu de l'asymétrie et la très forte dispersion des moyennes entre itérations sur les boxplots du 02/06, 23/07 et 07/08. L'interprétation de ces trois prélèvements doit être faite avec précaution. Autrement les autres échantillons mesurés semblent représentatifs, les moyennes des échantillons aléatoires sont situées dans les intervalles de confiance.

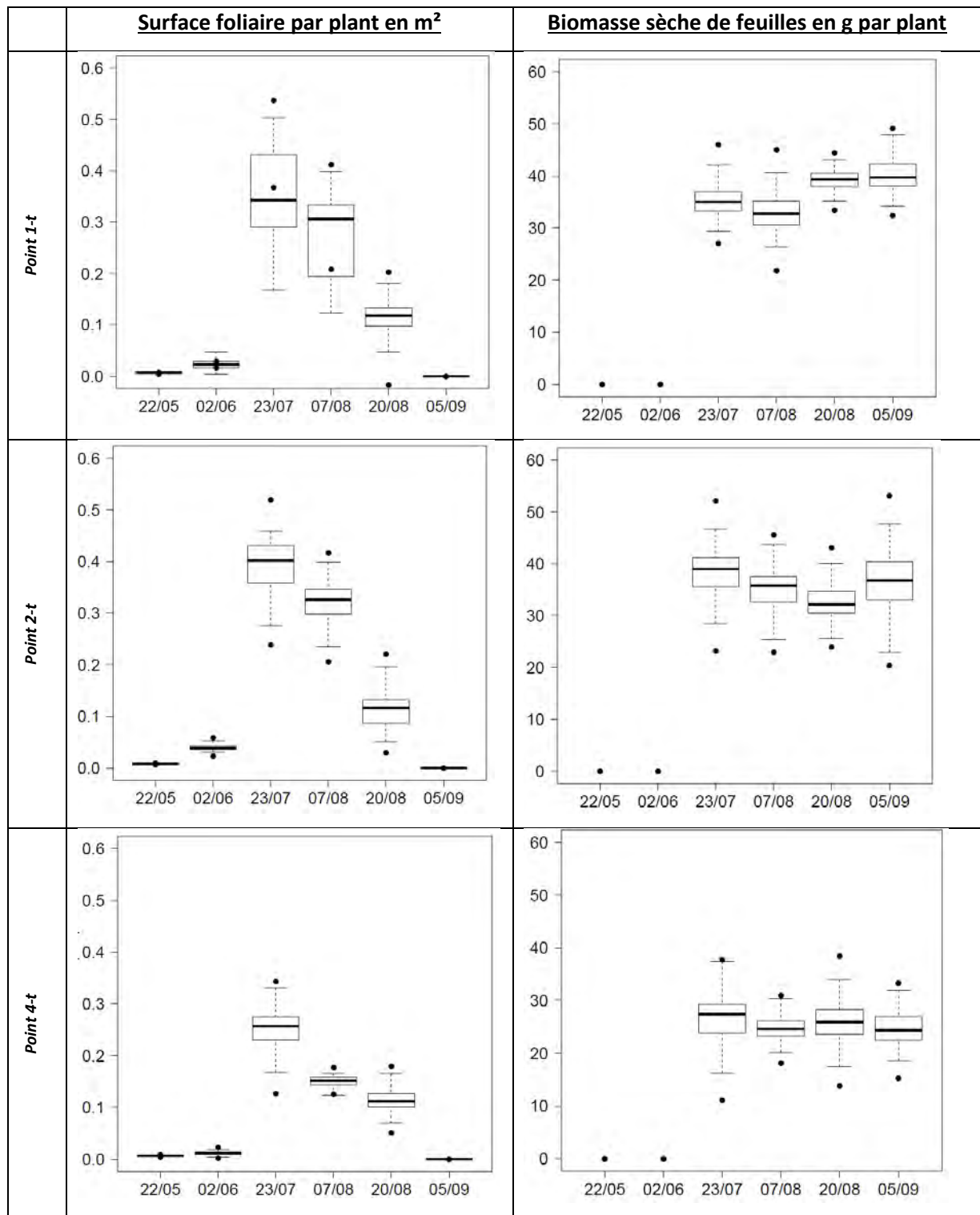


Figure 65 : Boxplots des moyennes calculées de la surface et de la biomasse foliaires par plant de trounesol pour chacune des 200 itérations de bootstrap. Pour la biomasse sèche des feuilles, les mesures par plant n'ont pas été effectuées systématiquement ainsi un bootstrap n'a pu être fait que pour 4 dates du 23/07 au 05/09. Les points représentent les intervalles de confiance calculés.

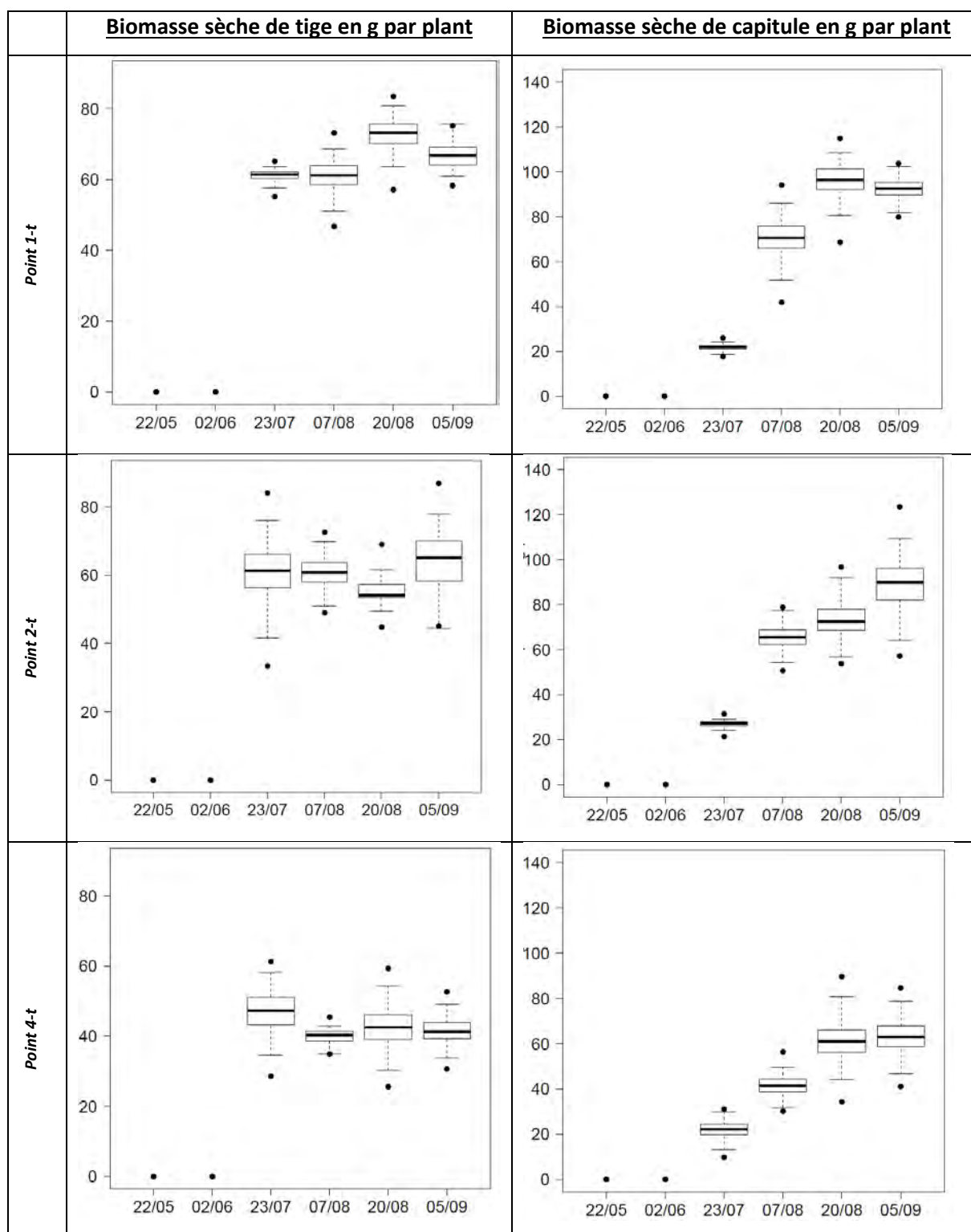


Figure 66 : Boxplots des moyennes calculées de la biomasse de tige et de capitule par plant de tournesol pour chacune des 200 itérations de bootstrap pour le tournesol en 2014. Pour la biomasse sèche des feuilles, les mesures par plant n'ont pas été effectuées systématiquement ainsi un bootstrap n'a pu être fait que pour 4 dates de 23/07 au 05/09. Les points représentent les intervalles de confiance calculés.

On note tout de même, une forte variabilité interplants tant sur les variables liées aux feuilles, biomasse et surface que pour la biomasse des tiges et du capitules notamment à partir du 23/07 où la culture est bien développée. Le point 4-t est toutefois moins variable pour les variables liées aux feuilles que les points 1-t et 2-t avec des valeurs de surface et de biomasse foliaire plus faibles, ce qui suggère que cette variabilité est liée à la compétition intra-spécifique pour accéder à l'énergie lumineuse et/ou à l'eau et aux nutriments. Le développement sur le point 4-t aura certainement été limité par des stress trophiques liés à un sol plus pauvre en matière organique et plus superficiel. Malgré une variabilité importante, les médianes de la biomasse des tiges sont très proches entre les différentes dates de prélèvement à partir du 23/07. Il est probable que cet organe ne croît plus à partir de cette date. Concernant le rendement, représenté par le poids du capitule, la variabilité est très importante entre plants. Le phénomène de compétition intra-spécifique pour l'accès des plants aux ressources peut expliquer cette variabilité.

3.2.1.2 Résultats sur les mesures du blé

Concernant le blé, les résultats montrent que la mesure de la hauteur de plant est très fiable, avec une marge d'erreur majoritairement proche de 5% quel que soit le point et quelle que soit la date (Figure 67). En revanche, la moyenne du nombre de feuilles par plant montre une instabilité plus importante, ce qui met en évidence une plus forte variabilité entre les plants mais aussi un VER qui n'a pas été atteint. La probabilité que la moyenne soit fiable est proche de 50% pour une majorité de prélèvements. Toutefois si la valeur absolue représentée par la moyenne ne semble pas représentative, la tendance entre dates semble être interprétable. En effet, celle-ci est cohérente avec les autres points de mesure pour les mêmes dates. Enfin, les seuils de significativité sont variables en fonction des points de mesure, ceux-ci étant surtout dépendant du nombre de plants prélevés qui est variable d'un point de mesure et d'une date à l'autre.

Même si les autres variables n'ont pas été estimées par plant, il est possible d'extrapoler ces résultats aux autres variables. Pour cela les corrélations de ces variables moyennées pour chacun des 15 points de la campagne de mesures spatialisées permettent d'établir des relations entre les variables biophysiques (LAI, biomasse sèche/fraiche). La biomasse des feuilles étant significativement corrélée au nombre de feuilles vertes, à l'échelle du plant, on peut supposer que la fiabilité de la mesure de la biomasse des feuilles présente une représentativité similaire ($R^2=0.73$). En revanche le LAI n'est pas significativement corrélé à ces variables, malgré un R^2 de 0.66, avec le nombre de feuilles vertes. Cette absence de corrélation significative n'exclut cependant pas définitivement la corrélation de la fiabilité de la mesure compte tenu du fait que l'échantillon est le même dans les deux cas.

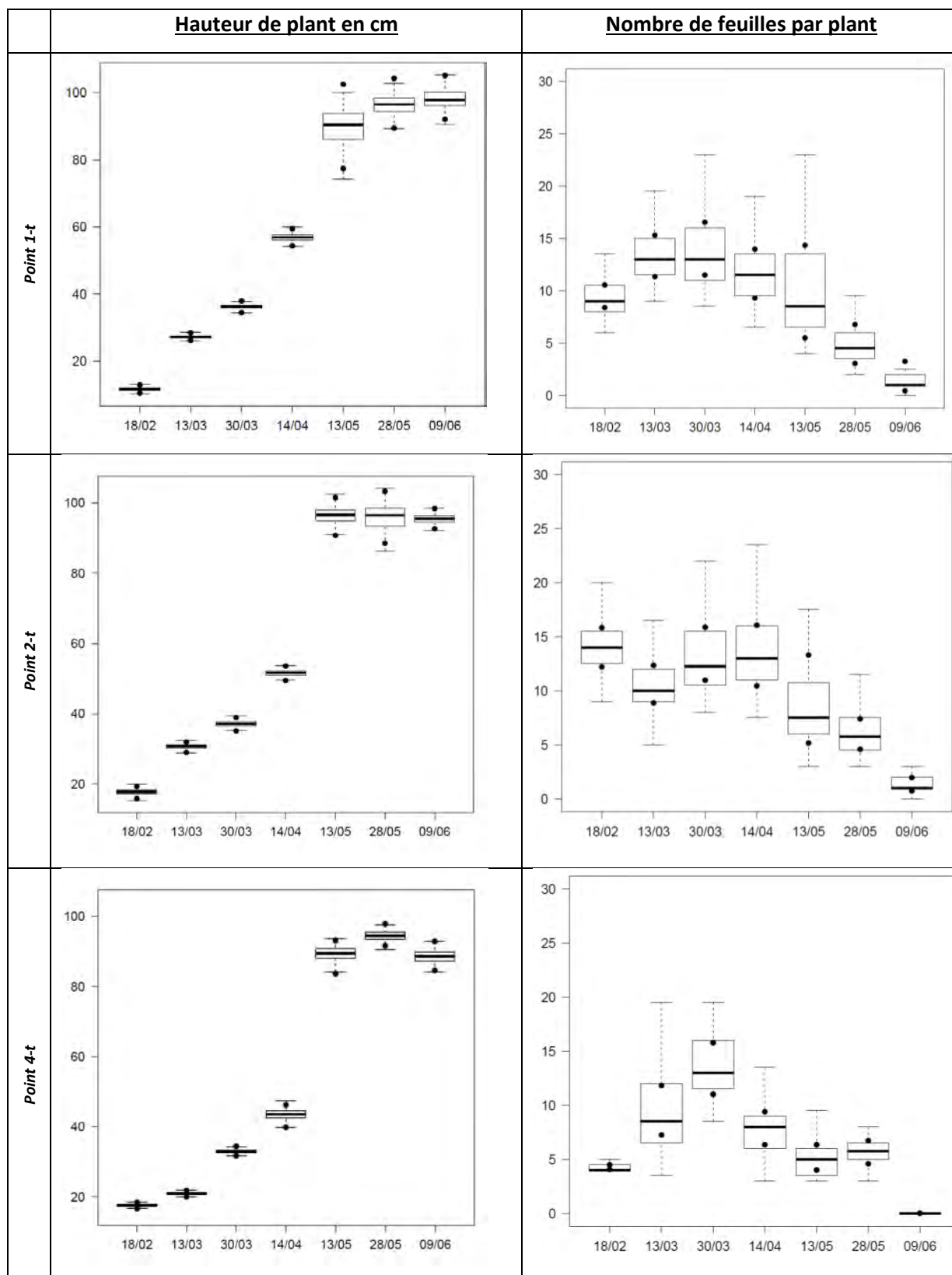


Figure 67 : Boxplots des moyennes obtenues dans les 200 itérations de bootstrap et les seuils de significativité (points noirs) de ces moyennes pour deux variables mesurées en 2015 sur le transect d'Auradé : la hauteur moyenne des plants et le nombre moyen de feuilles vertes de blé tendre d'hiver. Les boxplots représentent la médiane en trait gras, les centiles 50

sont représentés par les extrémités de la boîte et l'écart entre les moustaches montrent l'intervalle de confiance de 95%. Les 2.5% des valeurs aux extrémités ne sont donc pas représentées.

Ainsi, malgré une forte incertitude des moyennes calculées sur les variables liées au feuillage vert, la probabilité que la valeur soit représentative est acceptable. Ce constat est d'autant plus vrai sur la mesure de hauteur de plants qui s'avère particulièrement fiable. En revanche la très forte incertitude sur le nombre de feuilles sénescentes ne permet pas d'extrapoler ces résultats à d'autres variables.

3.2.1.3 Conclusion

Les variables estimées par plante montrent une fiabilité variable suivant la culture et le protocole. Par ailleurs, la forte variabilité interplants souligne le fait qu'interpréter les mesures à la plante et à l'échelle de la culture peut induire une interprétation différente : certains phénomènes se compensent à l'échelle de la culture. Par ailleurs, attribuer une surface à la mesure pour une interprétation à l'échelle du pédon nécessite d'émettre des hypothèses qui peuvent être sources d'incertitude. Par ailleurs, pour l'évaluation ou le calage de modèles sur des variables biophysiques, l'interprétation des mesures effectuées sur des lignes de plants nécessite de ne pas attribuer au modèle l'intégralité de la variabilité observée entre points de mesures compte tenu de la forte incertitude sur certaines variables mesurées (exemple : LAI).

3.2.2 L'incertitude sur la représentativité spatiale

Dès lors qu'un échantillon est statistiquement représentatif (VER atteint), il est alors possible d'extrapoler spatialement sa représentativité. Pour cela, il est nécessaire d'attribuer à une unité de surface la valeur moyenne obtenue par la mesure. Dans le cas de la mesure à la plante, le basculement de la mesure à une surface se fait par le biais de la densité de plants. Il est donc nécessaire d'établir si cette densité est stable au cours du temps et permet d'avoir un changement d'unités transparent entre les mesures à la plante et la mesure intégrée sur une surface.

En regardant l'évolution du nombre de plants de blé au cours du temps (Figure 68) et après un test de Student sur les coefficients de régression linéaire entre les degrés jours (Growing degree days ou GDD) et nombre de plants, il apparaît que le nombre de plants diminue significativement au cours du temps sur les points 1-t et 4-t (Student sur les pentes $p\text{-value} < 5\%$) et peu significativement sur le deuxième point ($p\text{-value} = 0.147$). Cette diminution de densité se traduit par une perte de la moitié des plants entre la levée et la récolte. Cette diminution significative met en évidence la mortalité des plants qui est soit directement associée à des stress trophiques, soit à une compétition intra-spécifique. La relation entre le nombre de plants et la biomasse n'apparaissant pas significative,

s'il existe un effet lié à la compétition interplants, il reste limité, ou en tout cas moins important que l'incertitude de la mesure.

La mortalité des plants de blé en cours de végétation et la densité de levée impacte donc la densité au cours du temps. Par conséquent la mesure ne permet pas de représenter la plante mais plutôt l'échelle de la surface homogène. En effet la variation de densité de plants semble trop variable pour que la mesure sans répétition soit représentative en moyenne. Il est donc nécessaire de raisonner uniquement à partir de la somme des mesures estimées pour 50 cm pour l'estimation de la biomasse par unité de surface pour une valeur fiable. Ceci est d'autant plus vrai pour la mesure par plant qu'une source non négligeable de l'incertitude est liée à la difficulté à différencier l'appartenance des thalles de blé à un plant et donc distinguer séparément chaque plant (erreur sur la mesure).

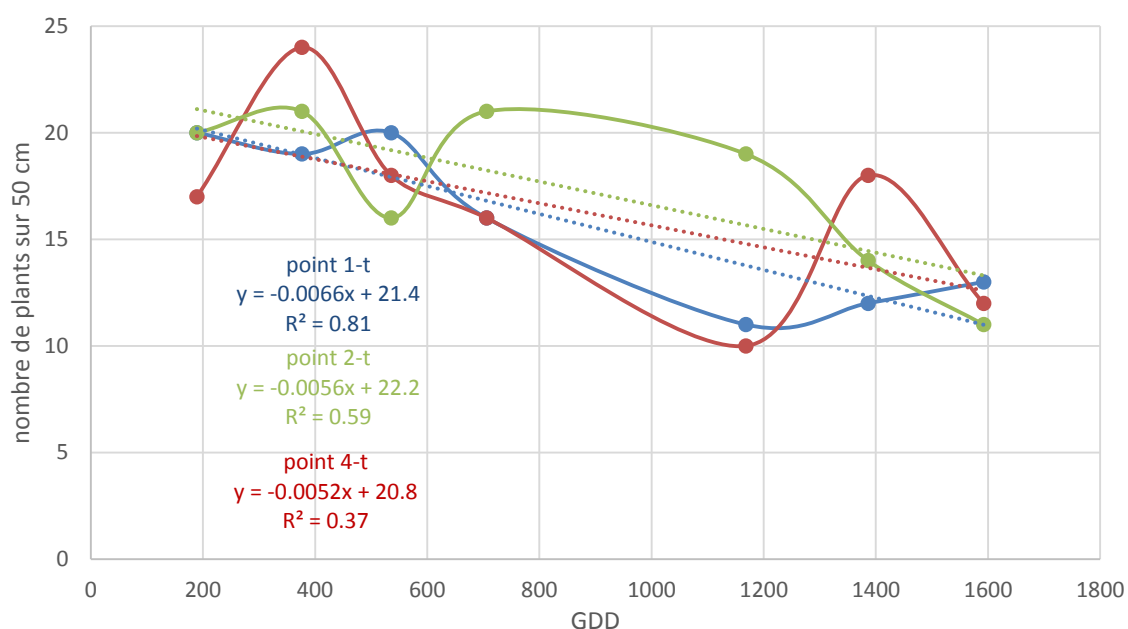


Figure 68 : Nombre de plants de blé prélevés sur 50 cm d'un rang choisi aléatoirement sur les trois points de mesure du transect de 2015 1-t, 2-t et 4-t. Les degrés jours (GDD) sont calculés en base 0 d'après les données météorologiques de la station du bassin versant d'Auradé. Au semis le nombre de plants pour 50 cm de plants prévisionnel était de 20.8 (densité de 320 plants par m² et inter-rang de 13 cm).

Cette méthode ne permet toutefois pas de s'affranchir de l'incertitude sur la surface représentée par le prélèvement. En effet, cette surface dans le cas du tournesol est estimée d'après la longueur de rang prélevée et l'inter-rang (Tableau 10). En 2014, pour le tournesol, la distance de l'inter-rang et les distances entre 5 plants ont été mesurées sur le transect du bassin versant du Montoussé afin de déterminer la densité réelle de plants du tournesol. Celle-ci se révèle être significativement différente suivant la méthode de calcul en prenant un inter-rang fixe ou un inter

rang réel. Le coefficient de variation de la surface représentée par la mesure est de 0.146. La variabilité de la mesure de l'inter-rang à un coefficient de variation de 0.066 et la distance inter-plant a une valeur de 0.114. Cela démontre que la variabilité de la surface liée à la distance interplants est plus importante que celle de l'inter-rang. De même il n'y a pas de différence significative entre le coefficient de variation de la distance interplants et de la distance entre 5 plants pour la même date (tous deux égaux à 0.114). L'interaction des deux sources d'incertitude conduit à une incertitude plus faible sur la surface représentée grâce à un phénomène de compensation. Dans les calculs de densité pour l'attribution de mesures à des surfaces, seule la distance interplants est mesurée ; l'inter-rang étant considéré comme fixe. En choisissant de calculer l'écart-type avec d'une part la moyenne des surfaces de prélèvements pour toutes les dates et d'autre part le coefficient de variation, l'écart-type obtenu est de 0.02 m². Cette méthode de calcul semble donc restreindre l'incertitude de la surface représentée par la mesure.

Tableau 10 : Distances mesurées et surface de représentation de la mesure ainsi que la densité de plants correspondante pour les 4 points du transect. Les mesures ont été faites sur tournesol le 15 mai 2014 sur le bassin versant du Montoussé.

point	répétition	distances (cm)			surface représentée (m ²)		densité
		interrang	interplant	ligne 5 plants	prélèvement	plant	plants m-2
1-t	1	64	28	112	0.72	0.18	5.6
1-t	2	52	22	88	0.46	0.11	8.7
1-t	3	58	27	108	0.63	0.16	6.4
2-t	1	57	32	128	0.73	0.18	5.5
2-t	2	53	30	120	0.64	0.16	6.3
2-t	3	53	28	112	0.59	0.15	6.7
3-t	1	53	22	88	0.47	0.12	8.6
3-t	2	52	28	112	0.58	0.15	6.9
3-t	3	57	25	100	0.57	0.14	7
4-t	1	55	25	100	0.55	0.14	7.3
4-t	2	51	27	108	0.55	0.14	7.3
4-t	3	54	24	96	0.52	0.13	7.7

3.3 Conclusions

L'analyse des données et le travail sur l'incertitude des mesures ont permis de déterminer que la comparaison de mesures avec des représentativités différentes (e.g. mesures biophysiques et ETR) peut être une source d'erreur. Par ailleurs, la fiabilité du protocole utilisé dans cette thèse est dépendante de la date et donc du développement de la végétation mais aussi de l'emplacement de la mesure (effet sol et microclimat). L'effet du développement de la culture joue *a priori* sur la compétition entre plants. Toutefois, la variabilité de la densité de plants du blé n'est pas ou peu liée à ce phénomène. Par ailleurs, le VER d'une variable biophysique n'est pas toujours extrapolable à

d'autres variables biophysiques. Cela met en évidence qu'il est nécessaire d'adapter le protocole de prélèvement au type de variable que l'on souhaite mesurer. Concrètement, le nombre de point de mesure ou de nombre de plant à prélever devra varier selon la culture suivie mais aussi du type de mesure que l'on souhaite faire, biomasse ou surface foliaire.

Dans le cadre du travail présenté ici, il apparaît que toutes les mesures ne présentent pas la même fiabilité et nécessite suivant les cas (ex nombre de feuilles par plant) de ne pas sur-interpréter les différences spatiales observées qui peuvent être en réalité dues au protocole de mesure. Une forte incertitude existe sur les mesures de LAI et dans une moindre mesure sur la biomasse. Cette incertitude nécessite donc d'interpréter avec précaution ces différentes mesures. Toutefois les mesures d'humidités et de températures du sol sont peu variables entre points de mesure et l'incertitude n'apparaît que pour les périodes sèches soit en fin de culture soit après récolte.

Cette incertitude est en partie imputable au protocole qui nécessite d'extrapoler l'inter-rang afin de rapporter la mesure à une surface. Le passage de l'échelle de la plante à celle d'une surface homogène peut être une source d'incertitude. Il est nécessaire de vérifier que la représentativité de la mesure soit suffisamment fiable et que les hypothèses sous-jacentes au changement d'échelle soient acceptables pour que la mesure puisse être extrapolée à une surface. Enfin, les écarts-types calculés dans la suite de cette thèse ne prennent en compte que la variabilité interplants (transect) ou inter-répétitions (campagne spatialisée et Auradé Flux) mais pas celle de l'incertitude sur la surface représentée par la mesure.

Les hypothèses sous-jacentes à la représentation des variables dans l'espace et dans le temps ne sont donc pas triviales. Il apparaît que suivant les variables et suivant la taille de l'échantillon prélevé et même suivant la date, la représentativité de la mesure est plus ou moins variable. Il y a notamment une variabilité et donc une incertitude plus importante sur les points soumis à des stress plus importants (4-t).

Par ailleurs, deux processus importants expliquant potentiellement des différences de développement des cultures en place ont été observés sur les mesures. Tout d'abord, il est apparu qu'il y a une anoxie au niveau des crêtes du bassin versant. Les causes de ce phénomène d'anoxie constaté localement ne sont pas connues, même s'il est possible d'émettre différentes hypothèses comme la présence de reliefs Gilgai ou la présence d'une couche imperméable concave permettant d'expliquer l'accumulation d'eau dans le sol. Il est difficile de déterminer si c'est un phénomène local sur les crêtes ou représentatif d'un stress plus commun dont les causes ne sont pas encore connues. Pour valider la représentativité de cette observation, il serait nécessaire à l'avenir de déterminer les vitesses d'infiltration sur le profil de sol sur différents points situés au niveau des crêtes. Enfin, la

remobilisation de biomasse observée lors du suivi du développement de la végétation du sous-bassin versant est un phénomène connu dépendant de la variété et du stress subit. Il est donc probable que cette remobilisation soit spatialement hétérogène sur le bassin versant.

Ces processus observés ne sont pas directement pris en compte dans le modèle STICS et dans la suite du travail, ils seront négligés faute de pouvoir être renseignés dans l'espace. C'est le cas de la redistribution de l'eau par transferts latéraux (modèle 1D), de la remobilisation de la biomasse dans la culture et de l'anoxie qui est causée par la redistribution de l'eau dans le paysage ainsi que par les remontées de nappe. L'anoxie est cependant simulée par le modèle mais les causes du phénomène observé étant méconnues, le modèle ne peut pas être paramétré en conséquence. La remobilisation de la biomasse n'est prise en compte uniquement que pour les plantes pérennes dans le modèle STICS, ce qui n'est donc pas le cas du blé et du tournesol. Ce phénomène de remobilisation est proportionnel à la biomasse totale produite par le blé, il est donc probable qu'il impacte les performances de simulation du modèle pour les situations où la biomasse de la culture était la plus importante.

Chapitre IV : Le calage et l'évaluation du modèle STICS dans le contexte gersoïse

4 Le calage et l'évaluation du modèle STICS dans le contexte gersois

Le paysage d'Auradé se caractérise par une topographie très marquée, avec des pentes pouvant aller jusqu'à 30% mais aussi par la présence de sols argileux aux propriétés verticales. Ces particularités conditionnent de nombreux processus que ce soit la dynamique hydrique du sol ou bien la distribution des sédiments et de la matière organique dans le paysage. Etant un modèle 1D, le modèle STICS ne permet pas de rendre compte des processus de transfert latéraux d'eau, par conséquent, ceux-ci sont négligés dans le cadre de cette thèse. La particularité des sols verticaux et de manière plus générale des sols argileux (voir Etat de l'art partie 1.1.2.4), à avoir une densité apparente (DA) temporellement très variable doit cependant être prise en compte dans le modèle STICS puisqu'il s'agit d'un paramètre d'entrée sensible.

Ainsi, dans un premier temps, et indépendamment de l'utilisation du modèle STICS, une méthode de calcul de la réserve utile pour les sols argileux est proposée (Figure 69, Partie 4.1). Il s'agit d'une étape indispensable pour interpréter les composantes de la RU, le point de flétrissement et la capacité au champ qui sont mesurées en laboratoire et exprimées en pourcentage massique de sol. La conversion de cette unité à un volume d'eau passe par l'estimation de la densité apparente qui ne peut pas être considérée comme statique sur les sols étudiés.

Dans une seconde étape, le modèle fait l'objet d'un calage sur le site d'Auradé Flux. Ce travail se décompose en deux parties : une phase d'optimisation des paramètres (Figure 69, Partie 4.2) et une phase d'évaluation des différents formalismes décrivant la macroporosité du modèle STICS. Enfin, après calage et choix d'un formalisme, le modèle est évalué sur les données acquises sur le site d'Auradé Flux (Figure 69, Partie 4.3).

Une fois le paramétrage optimal défini pour le modèle STICS, une analyse de la propagation de l'incertitude de l'estimation de la RU proposée dans la partie 4.1 a été faite et est présentée dans la partie 4.4.

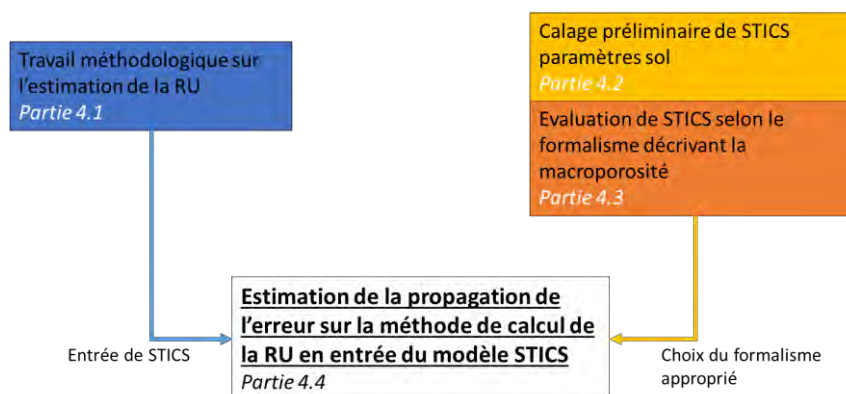


Figure 69 : Etapes du travail sur le calage du modèle STICS abordées dans ce chapitre.

4.1 La formalisation de la réserve utile à partir des mesures sur sol argileux.

Comme vu dans le chapitre sur l'état de l'art, les variations de la densité apparente en fonction de l'humidité sont susceptibles d'influer sur le calcul de la réserve utile. Ainsi il est nécessaire de caractériser cette relation entre la densité apparente et l'humidité des sols pour proposer une estimation plus réaliste de la réserve utile pour les sols ayant une densité apparente fortement variable.

4.1.1 La relation DA vs humidité

Toutes les mesures de densité apparente ont été faites avec des cylindres métalliques de tailles différentes ou à la tarière racinaire et donc les volumes échantillonnés étaient différents. Le volume élémentaire représentatif n'ayant pas forcément été atteint pour chacune de ces campagnes de mesure (nombre d'échantillons collectés ou volume de sol prélevé), il est nécessaire de s'assurer de la cohérence du jeu de données. Pour vérifier cela, la relation entre humidité massique et densité apparente, mesurés indépendamment, semble un indicateur pertinent de la qualité de la mesure. Il a été nécessaire de s'assurer de l'effet de l'humidité sur les variations de densités observées et de comparer les différents jeux de données afin de vérifier *a posteriori* la fiabilité des mesures. Ainsi, après validation du jeu de donnée et de la relation DA/humidité, une nouvelle méthode d'estimation de la réserve utile est proposée.

La mesure représentant la densité apparente n'est valable que pour une humidité et un potentiel hydrique donné ; il est donc nécessaire d'établir dans un premier temps la relation avec ces deux déterminants quantifiables : l'humidité du sol et la structure verticale du sol qui impactent le tassement. Le tassement lié aux activités humaines étant difficilement quantifiable, indépendamment de ces deux facteurs, il a ici été négligé. Pour déterminer le poids des deux facteurs explicatifs, une régression linéaire multiple a été établie entre la densité apparente (facteur à expliquer) et la teneur en eau correspondante à la mesure ainsi que la profondeur moyenne de prélèvement sur les mesures d'humidité et de densité apparente des 15 profils de sols fait à la tarière racinaire en fin de culture du blé de 2015 (Figure 70, Aurade_BV).

La relation obtenue entre la DA et l'humidité, met en évidence le poids très important de l'humidité dans les densités apparentes mesurées qui à elle seule explique 54% de la variance totale observée. L'humidité est inversement proportionnelle à la densité apparente (Figure 70) et l'effet profondeur est quant à lui corrélé positivement. La profondeur explique à elle seule 14% de la variance totale. Les deux coefficients sont significatifs mais c'est l'humidité qui explique le mieux les variations de densité apparente. En établissement une relation linéaire uniquement entre la DA et l'humidité, la plus-value de l'effet de la profondeur apparait faible en termes de RRMSE : avec

l'humidité seule la RRMSE est de 8% contre 8.3% avec la profondeur en plus comme facteur explicatif.

Malgré les différents protocoles et la différence de localisation des sites, la relation entre DA et humidité massique obtenue sont sensiblement les mêmes (Figure 70). La relation établie sur la parcelle flux (2014) et sur le bassin versant du Montoussé (2015) est même très proche tant pour les coefficients de régressions linéaires que pour les constantes des équations. Par ailleurs, un test de Fisher montre que les variances des deux jeux d'échantillons ne sont pas significativement différentes au risque alpha de 5%. En revanche, le faible volume échantillonné sur le transect du bassin versant (44 cm³) en 2014 semble être à l'origine d'une différence de la relation humidité/DA mais aussi d'une plus forte dispersion des mesures. Une autre explication est que les humidités mesurées à cette date sont proches de la phase résiduelle (Cf. 1.1.2.5) de la relation DA/humidité, ce qui expliquerait un coefficient de régression plus petit. L'absence de phase structurale, visible sur les données d'Auradé Flux 2011, est quant à elle due au remaniement des échantillons en laboratoire. Malgré tout, la relation est cohérente avec celles issue des mesures à une humidité moins élevée.

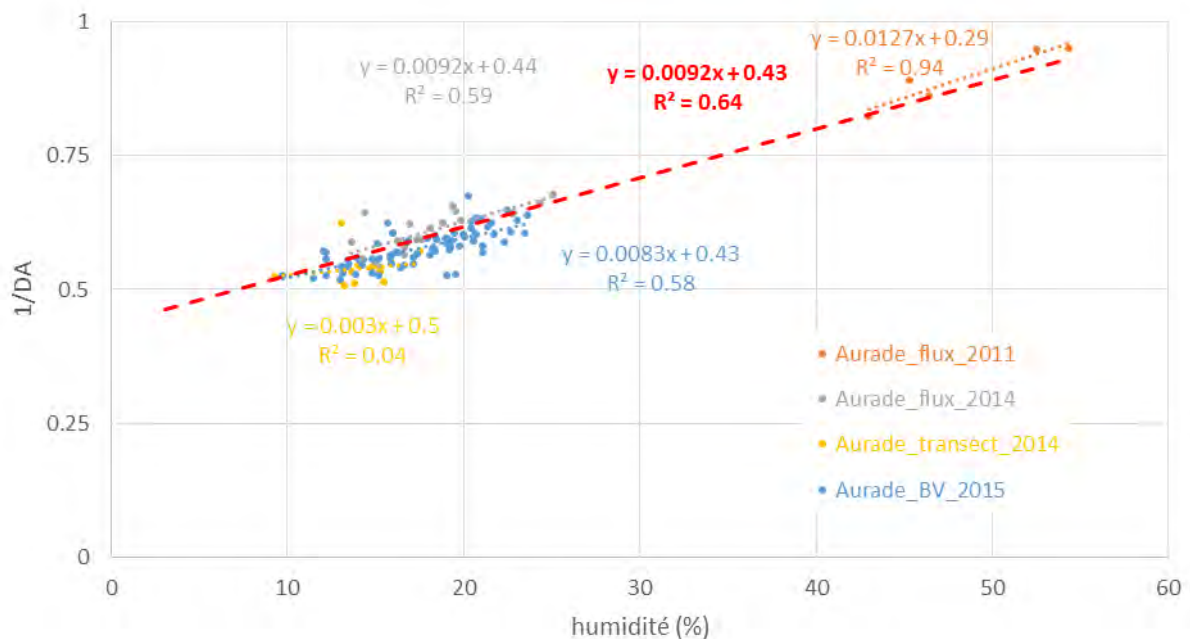


Figure 70 : Humidité massique en fonction du volume massique (1/DA) pour 4 jeux de données indépendants. Aurade_flux_2011 correspond aux mesures effectuées sur des échantillons remis à saturation en laboratoire ; Aurade_flux_2014 sont des mesures faites avec des cylindres métalliques de 127 cm³ ; pour Aurade_BV_2014 les mesures ont été effectuées sur le transect avec des cylindres de 44 cm³ et pour Aurade_BV_2015 des échantillons de 754 cm³ ont été prélevés à la tarière racinaire sur l'ensemble des points du bassin versant.

La relation entre volume massique et humidité a été caractérisée par des relations linéaires pour les sols argileux et pour différents pF par Bruand (1996). Ces relations sont robustes et calées sur un grand nombre de sols. Le jeu de données acquis sur les sites d'Auradé aurait pu permettre d'établir la relation entre l'humidité au pF4.2 et la DA, toutefois les échantillons ayant été remaniés, pour les potentiels hydriques plus élevés cette relation ne pourrait être établie pour l'humidité à la capacité au champ. Ainsi les équations de Bruand ont été inversées selon la relation présentée Eq 12, pour pouvoir obtenir en sortie la DA. Une validation a été faite avec l'équation correspondant au pF3 ; ce choix de pF s'est basé sur le constat que la majorité des mesures de validation ont été faites sur des profils partiellement desséchés en fin de culture (après récolte du tournesol en 2014 et du blé en 2015).

$$DA = a / (\text{humidité massique} + b) \quad \text{Eq 12}$$

Où DA est la densité apparente en g cm^{-3} , a et b sont respectivement le coefficient de régression et la constante de la régression linéaire entre volumique massique et humidité à un pF donné et enfin l'humidité massique est exprimée en g g^{-1} de sol. Pour l'humidité à la capacité au champ $a=0.953$ et $b=0.365$; au pF=3, $a=0.763$ $b=0.261$ et enfin à pF=4.2 $a=0.527$ et $b=0.152$

Sur l'ensemble des données mesurées, l'inversion de l'équation de Bruand permet d'avoir une estimation avec un faible biais moyen de -0.03% (Figure 71). Par ailleurs, ce biais est principalement dû à l'équation choisie qui ne correspond pas à toutes les mesures d'humidité. La dispersion des points est relativement faible avec une RMSE de 0.23 (RRMSE=0.15) compte tenu que dans cette relation linéaire l'hystérèse de la relation humidité/DA est négligée (Cf. 1.1.2.5). La moyenne et la variance sont similaires (test Fisher et test de Student au risque $\alpha=5\%$). Compte tenu de l'incertitude sur les mesures d'humidité et de densité apparente, l'écart entre valeurs mesurées et valeurs calculées semble acceptable.

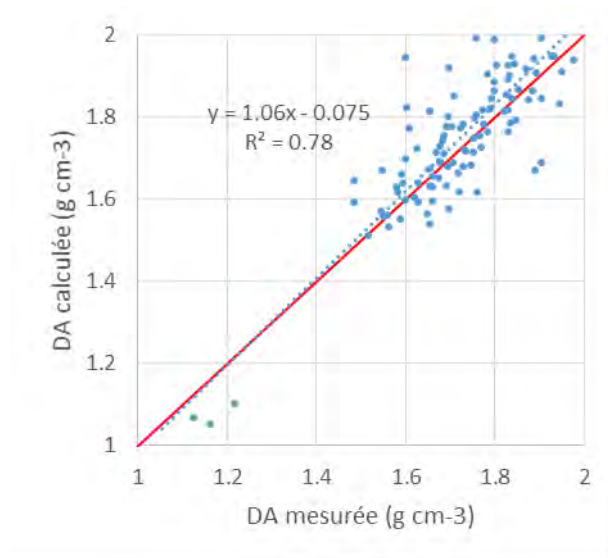


Figure 71 : Comparaison de la DA mesurée avec l'estimation de la DA avec l'équation de Bruand inversée d'après la teneur en eau massique (DA calculée).

4.1.2 Une réserve utile pour les sols argileux et à propriétés vertiques

La relation mise en évidence précédemment entre DA et humidité souligne la nécessité d'adapter la méthode de calcul de la réserve utile. Pour cela, une nouvelle manière de calculer la RU d'après des mesures laboratoire de pF 2 et pF4.2 est proposée. A défaut de pouvoir réellement valider cette nouvelle formulation, une approche comparative est utilisée entre les méthodes de calcul afin d'établir une discussion autour de la conceptualisation de la RU des sols argileux.

4.1.2.1 Une méthode alternative au calcul de la RU

La relation humidité/DA valide l'importance de la variation de la densité apparente et du poids très important de l'humidité pour décrire ces variations. En termes de réserve utile, il apparaît nécessaire d'inclure cette variabilité. Dans la formule communément utilisée pour son calcul (Eq. 1), une seule densité apparente est utilisée pour traduire en volume d'eau la capacité au champ et le point de flétrissement exprimés en humidités massiques. Quentin (2015) et Bruand (1996) ont démontré que cette variation de la DA peut faire varier l'interprétation de la réserve utile. Dans les sols de ces études, les variations de volume massique étaient toutefois assez faibles et l'hypothèse selon laquelle la DA reste inchangée à la capacité au champ et au point de flétrissement est admissible. Néanmoins, au regard des variations observés sur les sols à propriétés vertiques, avec des observations in situ de densité apparente variant de 1.2 à 2 g cm⁻³, cette hypothèse n'est plus valable. Il est donc nécessaire d'adapter la manière de calculer la réserve utile pour ne pas surestimer la réserve utile tel que proposé dans l'Equation 13. La formule de la RU a été adaptée pour rendre compte de la DA différente entre capacité au champ et point de flétrissement. Dans

cette équation les deux DA correspondant aux deux bornes d'humidité sont calculées d'après la relation avec l'humidité massique.

$$RU = \int_{z=0}^{z=Zrac} (\theta_{cc,z} \times DA_{cc,z}^* - \theta_{pf,z} \times DA_{pf,z}^*) \cdot dz \quad \text{Eq 13}$$

Où RU est la réserve utile pour une couche de sol en mm, pour chaque couche de sol entre la surface et la profondeur d'enracinement Z_{rac} , $\theta_{cc,z}$ est la teneur en eau massique à la capacité au champ (en g/g de sol), $\theta_{pf,z}$ la teneur en eau massique en g g⁻¹ de sol au pF=4.2 (point de flétrissement), $DA_{cc,z}^*$ est la densité apparente calculée à la capacité au champ et $DA_{pf,z}^*$ la DA au point de flétrissement en g cm⁻³, et enfin dz est l'épaisseur de la couche de sol en mm.

4.1.2.2 Comparaison des méthodes de calcul

Afin de déterminer l'impact de cette nouvelle manière de calculer la réserve utile 3 méthodes sont comparées :

- RU_mesure : une réserve utile calculée avec uniquement les mesures de DA $\theta_{cc,z}$, $\theta_{pf,z}$ et Z_{rac}
- RU_cc : une réserve utile calculée avec les mesures de $\theta_{cc,z}$, $\theta_{pf,z}$, Z_{rac} et $DA_{cc,z}^*$ estimé
- RU_Bruand : une réserve utile calculée avec les mesures de $\theta_{cc,z}$, $\theta_{pf,z}$, Z_{rac} et les valeurs calculées de $DA_{cc,z}^*$ et $DA_{pf,z}^*$

La première méthode RU_mesure implique que l'humidité est considérée comme négligeable en tant que facteur explicatif des variations de densité apparente et donc dans le calcul de la réserve utile. La mesure terrain est alors implicitement interprétée comme le résultat des effets de tassement et de la nature du sol. Dans le cadre des mesures acquises sur Auradé, les densités apparentes ont été faites sur sol sec et se rapprochent de DA qui aurait été estimée au point de flétrissement. La deuxième méthode RU_cc vise à obtenir une densité apparente plus proche de la capacité au champ qui est celle plus couramment estimée *in situ*. Les hypothèses sous-jacentes restent toutefois les mêmes. Enfin, la troisième méthode, RU_Bruand introduit l'idée que l'humidité seule explique la majorité des variations de la densité apparente en accord avec les observations précédentes. Pour cette dernière hypothèse, les équations inversées utilisées seront celles correspondant à la capacité au champ et au pF4.2 (Eq. 13).

La RU estimée uniquement d'après les mesures (RU_mesure) est quasi-systématiquement beaucoup plus élevée que celle obtenue par les autres méthodes (Figure 72). Sur la majorité de sol où elle est plus élevée, la teneur en argile moyenne sur le profil est supérieure à 40%. Le calcul de la réserve utile basé sur l'estimation de la densité apparente à la capacité au champ semble produire

des résultats intermédiaires entre RU_mesure et RU_Bruand. En moyenne, cet écart entre RU_Bruand et RU_mesure est de 91 mm soit 54% de RU en plus la méthode RU_mesure. L'écart moyen entre RU_Bruand et RU_cc est de 47 mm soit en moyenne 28% de RU en plus pour la méthode RU_cc. Sur le point 4-BV la hiérarchie est cependant différente des autres points avec une réserve utile plus élevée pour la méthode RU_cc. Cette différence est due à la nature du sol qui est sableux en profondeur contrairement aux autres points fortement argileux. Or, les équations de Bruand ne sont valables que pour les sols argileux.

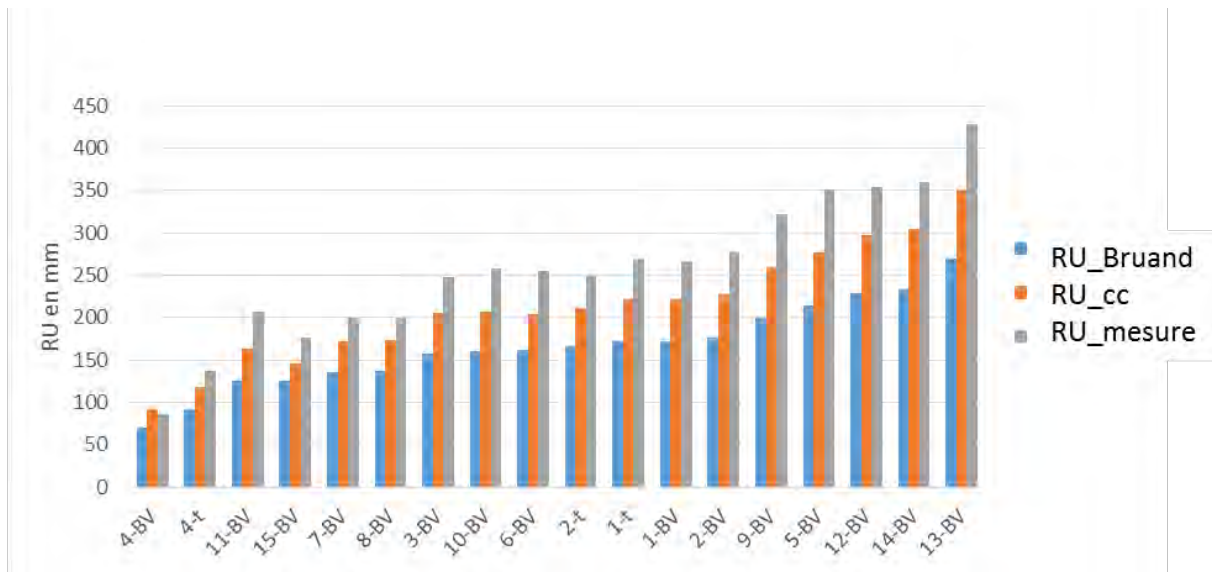


Figure 72 : Comparaison des RU calculées suivant trois méthodes : RU_Bruand est calculée avec des densités estimées d'après les valeurs de HpF2 et HpF4.2 issues des analyses. RU_cc est calculée d'après uniquement une seule DA correspondant au pF2 et enfin RU_Mesure correspond à la RU calculée d'après les mesures de densité apparente et d'humidité du 23/06/2015 et les analyses de laboratoire. Les points de prélèvement ont été classés par ordre croissant de RU d'après la RU_Bruand

En regardant la RU calculée par couche de sol (Figure 73) cette différence entre méthodes est particulièrement visible. Sur le point 13-BV, la teneur en argile varie faiblement sur tout le profil de 37 à 42% et l'écart entre les méthodes de calcul est systématique. Sur le sol 4-BV la teneur en surface est plus faible, de l'ordre de 20% sur les couches de 0-15 cm à 15-30 cm avec une teneur en sable de 45% et la teneur en argile chute à 4 et 2% en profondeur avec une teneur en sable très élevée de 80 et 85% pour 30-45 et 45-60 cm. Ainsi la forte teneur en sable met en évidence les causes de l'écart entre les méthodes mais aussi que sur ce point l'équation 13 n'est plus pertinente.

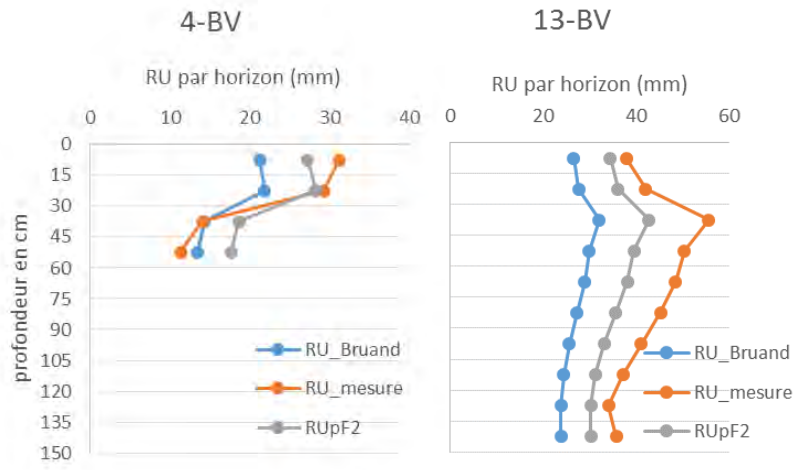


Figure 73 : RU calculées par couche de sol par les différentes méthodes et pour deux sols contrastés : le point 4-BV qui est une lentille sableuse et le point 13-BV qui est fortement argileux et profond.

4.1.3 Conclusion

Introduire deux densités apparentes, correspondant à la capacité au champ et au point de flétrissement pour calculer la réserve utile réduit donc de manière importante la RU estimée. Utiliser une densité apparente à la capacité au champ pour l'estimation de la réserve utile réduit l'écart entre les réserves utiles calculées à 28% ce qui reste tout de même une différence importante. Etant donné la forte relation entre densité apparente et humidité du sol, la méthode de calcul de l'équation 13 semble la plus appropriée dans le contexte de sols à propriétés verticales. Il est donc probable qu'avec une formulation de la réserve utile comme couramment utilisé on surestime fortement la réserve en eau accessible aux plantes.

Il convient toutefois de valider cette estimation de réserve utile de manière indépendante. Pour cela deux méthodes sont possibles : en comparant une RU obtenue par recherche d'un optimum numérique d'un modèle simulant la dynamique hydrique avec la RU proposée ici ou bien en déduisant directement l'humidité à la capacité au champ et au point de flétrissement en volumique d'après les variations d'humidité volumique observées et comparer avec l'estimation des différentes méthodes. Cette dernière méthode semble la plus prometteuse, compte tenu que la recherche d'optimum numérique peut avoir plusieurs solutions équiprobables qui ne correspondent pas toutes à une réalité. Cependant, dans le cadre de la thèse le jeu de données n'est pas suffisant sur les deux sites d'étude : sur Auradé Flux il n'y a pas de mesures d'humidité à la capacité au champ et de point de flétrissement sur le profil entier et sur le bassin versant il n'y a pas eu de suivi d'humidité volumique.

Enfin, cette relation entre humidité et densité apparente néglige l'hystérésis du phénomène de gonflement-retrait. Cependant elle ne semble pas avoir un impact important sur la relation humidité/DA qui, malgré une dispersion importante, à un très faible biais. Par ailleurs, dans la thèse c'est le pas de temps journalier qui est utilisé, par conséquent une part des variations horaires de dynamique hydrique, et l'hystérésis correspondante se compensent sur la journée entière.

4.2 La réserve utile avec le modèle STICS en contexte de sols vertiques

Les fortes variations de DA et d'humidité associées et aux propriétés vertiques des sols d'Auradé sont telles qu'il est nécessaire de les prendre en compte dans le paramétrage du modèle (approche implicite). A terme, il serait même nécessaire de faire évoluer explicitement le formalisme. Le modèle STICS néglige, dans son formalisme actuel, ces variations malgré une DA qui joue un rôle important pour la conversion des unités de différentes variables : capacité au champ, humidité au point de flétrissement, teneur en calcaire et teneur en azote. Cette densité apparente sert également à calculer le stress hydrique dans le cas où le module simulant les fentes de retrait n'est pas activé. Enfin, la DA est susceptible d'avoir un impact sur la croissance racinaire : vitesse de prospection et profil de densité racinaire.

Avant de pouvoir évaluer le modèle dans le contexte d'Auradé, il aura été nécessaire de procéder à un calage par étapes (Figure 74). Au préalable, un paramétrage par défaut du modèle a été défini. Ensuite, un paramétrage par optimisation des variables d'entrée non dépendantes directement de la réserve utile et qui ne sont pas accessibles par la mesure a dû être fait. A la suite de ce travail, il a été nécessaire de déterminer l'impact de cette densité apparente sur certaines variables d'intérêt simulées par STICS telles que le LAI, la biomasse, la profondeur d'enracinement ou encore l'évapotranspiration afin d'améliorer la stratégie de paramétrage. Enfin, l'étape finale a consisté à évaluer les performances du modèle, pour le paramétrage choisi, pour les différentes variables d'intérêt que sont la prospection racinaire, l'évapotranspiration et la production de biomasse et le LAI.

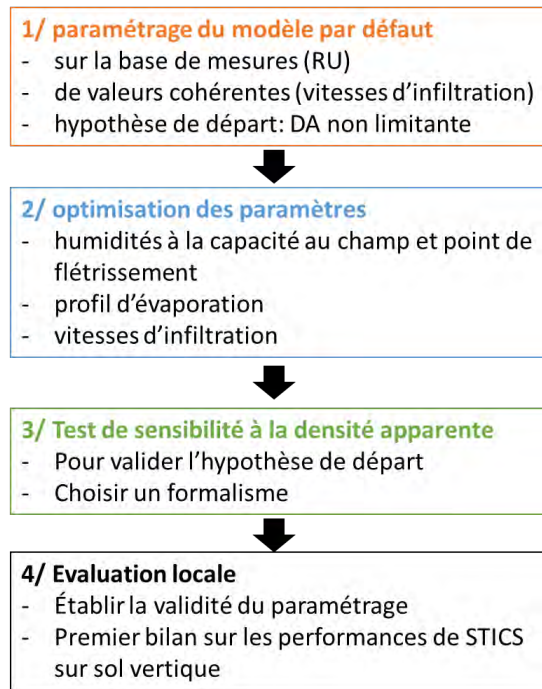


Figure 74 : Etapes de paramétrage et de l'évaluation du modèles STICS pour le contexte d'Auradé. La première étape consiste à établir un paramétrage le plus réaliste au vu des mesures ou des connaissances sur la nature des sols. La seconde étape vise à obtenir les paramètres optimums pour le modèle. Une troisième étape est nécessaire pour établir le choix du formalisme avant validation. Et enfin l'évaluation permet de faire un bilan du travail de paramétrage.

4.2.1 Optimisation des paramètres

Un paramétrage initial a été nécessaire afin de pouvoir évaluer le modèle. Cela a été notamment le cas les paramètres du sol, les vitesses d'infiltrations à la base de chaque compartiment de sol dans le cas où la macroporosité est activée (Cf. 1.1.3.5), et des profils de densité apparente. Afin d'établir un paramétrage de DA « neutre » c'est-à-dire qui ne soit pas spécifique d'une situation particulière, il aura fallu établir un profil de DA(z) qui ne soit pas limitant pour le développement racinaire. Toutefois il aura été nécessaire au préalable si cette hypothèse forte est envisageable sur plusieurs cycles culturaux.

4.2.1.1 Le choix d'une densité apparente initiale

Avec l'équation reliant l'humidité au pF_3 établie par Bruand et inversée, il est possible de calculer des densités apparentes dynamiques sur la base des humidités volumiques mesurées avec des sondes d'humidité (Figure 75). Cette représentation, même si elle est approximative, permet visuellement d'identifier les périodes potentiellement soumises à un stress dû à une compaction importante du sol en reprenant le seuil de sensibilité de 1.45 utilisé par le modèle STICS par défaut.

Sur la Figure 75 qui représente la dynamique de la densité apparente en fonction de l'humidité, on constate que les augmentations de densité apparente dépassant le seuil de sensibilité

de STICS (1.45) concernant surtout la surface entre 0 et 15 cm. Il arrive cependant que la DA soit supérieure au seuil pendant les périodes de sécheresses intenses sur 15-30 cm. Toutefois, les périodes concernées sont plutôt situées en fin de culture et au cours de l'été avec potentiellement peu d'impact sur le développement racinaire. Les cultures prélevant préférentiellement l'eau en surface (Schulze et al., 1996), il est probable que plus en profondeur la densité ne soit pas limitante au développement racinaire pour les cultures d'hiver.

La présence de fente de retrait peut compenser l'effet de la densité du sol sur la progression du front racinaire (Osmond, 1984; White and Kirkegaard, 2010). Sur la base de ces constats et hypothèses il est possible d'établir un paramétrage initial avec un profil par défaut établi à 1 en densité apparente sans s'éloigner de manière trop importante de la réalité. L'effet de compaction sur la croissance racinaire sera négligé dans le paramétrage du modèle. Les humidités caractéristiques de la réserve utile ont donc pu être exprimées en humidités volumiques puisqu'avec une DA fixée à 1 le modèle considère que l'humidité pondérale est la même que l'humidité volumique. Pour prendre en compte ce choix, la teneur en azote organique (Norg exprimé en % massique de sol) qui est une entrée du modèle a été corrigée en fonction de cette densité afin de ne pas introduire un biais dans le calcul de la part d'azote organique labile. Ainsi pour avoir un bilan azoté conservatif, Norg a été multiplié par la DA correspondant à sa mesure.

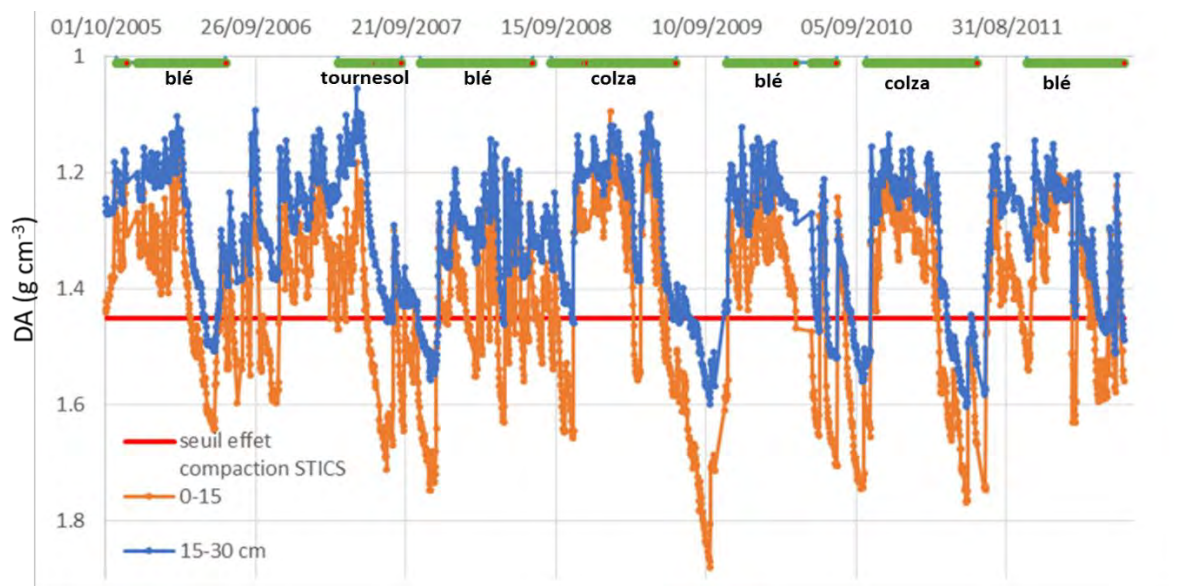


Figure 75 : Variations de densité apparente sur 7 successions culturales sur Auradé Flux entre 2005 et 2011 d'après l'équation de Bruand correspondant au $pF=3$ (1996) et les mesures d'humidité du sol à 2 profondeurs. Les points correspondent aux mesures. Les périodes de culture sont représentées en vert et le seuil de densité qui enclenche l'effet de la compaction sur la croissance racinaire de STICS est représenté par le trait rouge (1.45 g cm^{-3}).

4.2.1.2 Optimisation des paramètres du sol

Dans le modèle STICS, plusieurs paramètres sont susceptibles de modifier la simulation du bilan hydrique et de la croissance des cultures. C'est le cas de la réserve utile (teneur en eau à la capacité au champ et au point de flétrissement), des vitesses d'infiltration (infil) ainsi que de la profondeur sensible à l'évaporation (zesx) et du paramètre cfs qui représente la contribution des couches de sol en fonction de cette profondeur (Lefebvre, 2010; Varella, 2009). La capacité au champ et le point de flétrissement ont été estimés en considérant que le pF2 correspond à la capacité au champ et le pF4.2 au point de flétrissement.

L'attribution de la capacité au champ à ce pF doit cependant être validée de manière indépendante puisque certaines études indiquent que les pF sur échantillons remaniés surestiment la capacité au champ et que la capacité au champ naturelle des sols est plutôt au pF1 (Tessier et al., 2006), ce qui est par ailleurs visible sur les données tensiométriques (Figure 62). Dans le cas d'un pF=2 sur un échantillon remanié, la sous-estimation de la capacité au champ est compensée par la surestimation de l'humidité. Ainsi, l'attribution du pF2 estimé sur un échantillon remanié en tant que capacité au champ doit être validée de manière indépendante. Pour cela la capacité au champ et le point de flétrissement sont estimés en optimisant les simulations des dynamiques hydriques et des températures du sol. Les autres variables, infil, cfs, zesx, n'ayant pas été mesurées ou étant difficiles à estimer elles ont également été optimisées sur les simulations d'humidité.

La méthode d'optimisation choisie est le Simplex sur le critère des moindres carrés. Chaque étape a été réalisée 20 fois avec des initialisations aléatoires et avec un maximum de 200 itérations pour la recherche de la valeur. Le critère de calcul est calculé d'après les moindres carrés pondérés par la variance des écarts entre les valeurs simulées par le modèle et les mesures par variable (Eq. 14). Ce critère permet une optimisation de plusieurs variables cibles en une seule étape.

$$\text{Critère} = \sum_{i,j,k} \left[\frac{y_{i,j,k} - f_{j,k}(X_i, \theta)}{\sigma_j} \right]^2 \quad \text{Eq 14}$$

Avec j le numéro de la variable observée, i le numéro de site, k le numéro de la date d'observation. $y_{i,j,k}$ est l'observation de la variable j à la date k sur le site i, $f_{j,k}(X_i, \theta)$ est la variable de sortie, j à la date k du modèle, obtenue à partir des entrées correspondant au site i et du vecteur de paramètres à estimer θ . $n_{i,j}$ est le nombre d'observation de la variable j sur le site i.

Les simulations de STICS qui ont servi à l'optimisation des paramètres ont été effectuées à partir des mesures obtenues sur la parcelle flux de 2005 à 2012. Les valeurs par défaut pour

l'optimisation ont été reprises des valeurs mesurées (ex H_{pF_2} pour l'humidité à la capacité au champ). Les paramètres de la réserve utile communs aux différents formalismes testés, i.e. capacité au champ et point de flétrissement, ont été optimisés dans 3 premières étapes sans l'activation des fentes de retrait ni de la macroporosité pour ne pas avoir à renseigner des paramètres d'infiltration par défaut (Tableau 11).

Tableau 11 : Les différentes étapes d'optimisation des paramètres du modèle STICS. HR() correspondant aux humidités volumiques mesurées, resmes à la réserve en eau sur 0-45 cm et TS() la température de sol en °C. Hccf et hminf correspondent respectivement à la capacité au champ et au point de flétrissement des couches de sol en pourcentage massique de sol. Infil est la vitesse d'infiltration maximale à la base des couches de sol exprimé en mm j⁻¹. zesx est la profondeur maximale sensible à l'évaporation en cm et cfes est le coefficient de pente de l'équation d'attribution de l'évaporation par couche de sol. Les numéros correspondent à la numérotation des couches de sol, le 1 correspondant à la couche superficielle et 5 à la plus profonde.

Etape	Activation modules macroporosité+ fentes de retrait	paramètres optimisés	variables de calage
1	non	hccf(1),hminf(1),hccf(2),hminf(2)	HR(1), HR(2), HR(3), TS(1), TS(2), TS(3), resmes
2	non	hccf(2),hminf(2),hccf(3),hminf(3)	HR(1), HR(2), HR(3), TS(1), TS(2), TS(3), resmes
3	non	hminf(4),hccf(5),hminf(5)	HR(1),HR(2),HR(3),HR(5),TS(1),TS(2),TS(3),resmes
4	oui	infil(1),infil(2),zesx,cfes,q0	HR(1), HR(2), HR(3), HR(5), resmes, TS(1), TS(2), TS(3), TS(5)
5	oui	infil(2),infil(3),zesx, cfes	HR(1), HR(2), HR(3), HR(5), resmes, TS(1), TS(2), TS(3), TS(5)
6	oui	infil(3),zesx, cfes	HR(1), HR(2), HR(3), HR(5), resmes, TS(1), TS(2), TS(3), TS(5)
7	oui	infil(4), infil(5), zesx, cfes	HR(1), HR(2), HR(3), HR(5), resmes, TS(1), TS(2), TS(3), TS(5)

Pour restreindre le spectre possible des valeurs à optimiser, les couches de sol ont été calibrées deux par deux. Cela permet de contraindre la recherche des paramètres aux valeurs par défaut qui sont dans une gamme réaliste de propriétés de sol. Sur les étapes 4 à 7, les paramètres liés à l'évaporation du sol ont été optimisés conjointement aux vitesses d'infiltrations. Ce choix se justifie par le fait qu'il y a une interaction forte entre ces groupes de paramètres pour simuler le bilan d'eau, d'où un risque d'équifinalité. Les températures de sol sont apparues pertinentes pour caler les paramètres du bilan d'eau et en particulier l'évaporation. Il a été décidé de conserver les variables de biomasse, LAI et ETR comme variables de validation de l'optimisation indépendantes.

Les résultats de l'optimisation montrent que le pF_2 semble proche de la capacité au champ estimée pour les couches de sol de 15 à 120 cm (Tableau 12). Pour la couche de sol 0-15 cm, en revanche, la HCC optimisée semble plus basse (33.6%) que celle mesurée (42%). Cette différence

n'est pas nécessairement imputable au modèle et pourrait être due à la mesure issue du laboratoire qui ne rend pas compte de la structure du sol. Le point de flétrissement, quant à lui, est assez peu éloigné de la mesure de l'humidité au pF4.2 avec tout de même une estimation du point de flétrissement un peu plus élevée avec l'optimisation (sauf sur 0-15 cm). En termes de RU, la différence entre valeur optimisée et celle issue de la mesure est principalement due à la différence observée entre l'humidité au pF 2 et HCC en surface et à la différence entre humidité au pF 4.2 et HMINF en profondeur. Cela a pour conséquence une sous-estimation de la RU en surface de 0 à 45 cm et une surestimation en profondeur (>45 cm) par rapport à une situation moyenne représentée par la moyenne des mesures.

Toutefois, malgré les différences observées, il apparaît que les résultats de l'optimisation sont cohérents avec le postulat humidité au pF2 = humidité à la capacité au champ et Humidité au pF_{4.2} = humidité au point de flétrissement. Les différences de stock d'eau accessible aux plantes, calculées, ne devraient pas avoir un impact très important sauf dessèchement du sol extrême sur le profil entier. En définitive, il convient de relativiser les différences observées dans cette comparaison qui n'a pour seul but que d'objectiver et de donner des éléments d'interprétation relatifs aux choix de mesure et aux sorties d'optimisation, à défaut d'avoir la possibilité de valider de manière indépendante.

Tableau 12 : Résultats d'optimisation sur Auradé Flux par rapport aux analyses faites sur les 14 sols de la campagne spatialisée du bassin versant d'Auradé à dominance argileuse (4-BV exclu) sur les humidités à la capacité au champ (HCC) et l'humidité au point de flétrissement (HpF) ainsi que les réserves utiles par couches de sol. Les humidités sont exprimées en % volumique et le delta est la différence de la RU_BV moins la RU_opti rapporté à la RU_BV. HpF2 correspond à l'humidité au pF2 et HpF4.2 à l'humidité au pF 4.2 mesurés en laboratoire sur échantillons remaniés.

profondeur	analyses BV (%)		valeurs optimisées (%)		comparaison RU (mm)		
	HpF2	HpF4.2	HCC	HpF	RU_BV	RU_opti	delta (%)
0-15 cm	42.0±1.7	27.1 ± 1.7	33.6	25.0	24.6 ± 3.1	12.9	47.7%
15-30 cm	42.3 ± 1.1	27.5 ± 1.5	40.9	29.0	23.1 ± 2.5	17.9	22.6%
30-45 cm	42.3 ± 2	27.3 ± 2.2	42.4	30.3	21.8 ± 3.2	18.2	16.7%
45-95 cm	42.1 ± 1.7	28.0 ± 3.1	44.5	31.8	50.0 ± 4.4	63.6	-27.2%
95-120 cm	42.3 ± 1.8	27.4 ± 2.7	41.7	17.4	34.0 ± 4.0	60.8	-78.7%

4.2.2 Test de sensibilité à la densité apparente

Pour le paramétrage du modèle, les effets induits par la compaction du sol ont été négligés dans le paramétrage de STICS qui a été établi en imposant un profil de densité apparente égal à 1. Suivant le formalisme décrivant le sol et le bilan hydrique utilisé (activation/désactivation de la macroporosité et fentes de retrait), les performances du modèle sont susceptibles de changer. A

priori les performances du modèle STICS devraient être améliorées par l'activation des modules « macroporosité » et « fentes de retrait ». Toutefois ces modules n'ont, a priori, jamais été validés dans une large gamme de contextes pédoclimatiques, le modèle étant très majoritairement utilisé sans l'activation de ces modules. Il est donc nécessaire de tester l'impact de la densité apparente seule sur les sorties du modèle. La mise en œuvre du test de sensibilité poursuit deux objectifs : caractériser l'effet de la densité apparente sur les sorties agronomiques et sélectionner le formalisme adéquat pour simuler ces sorties dans un contexte de sols à propriétés verticales.

4.2.2.1 Le protocole

Des profils homogènes de DA entre 1 et 2 g cm⁻³ avec des intervalles de 0.05 g cm⁻³ ont été testés. Des simulations ont donc été lancées pour chaque profil et couche de sol avec des densités variant de 1, 1.05, 1.1...jusqu'à 2. L'écart de 0.05 g cm⁻³ correspond à la précision maximale des mesures de densité apparente à la tarière racinaire (Yoro and Godo, 1990).

Pour ces simulations, le modèle a été paramétré d'après des entrées correspondant à deux cultures de blé de la parcelle flux pour les années 2005/2006 et 2007/2008. D'après les mesures terrain, l'année 2005/2006 avait une différence de biomasse totale aérienne avec 2007/2008 de 1 t/ha de moins de produit pour une différence P-ETR sur le cycle cultural de + 66 mm en 2005-2006 et de +255 mm en 2007/2008. Les paramètres sols ont été attribués conformément aux analyses qui ont été faites sur la parcelle en 2011 pour une réserve utile totale de 170 mm. Le sol a donc été discrétisé en 5 couches de 0-15, 15-30, 30-45 puis 45-95 et 95-120 cm. Pour tester la sensibilité à la DA, toutes choses égales par ailleurs, les valeurs de capacité au champ, point de flétrissement, et la teneur en azote du sol ont été ajustés pour que les stocks d'eau et d'azote dans le sol soient inchangés. Les valeurs initiales de stock d'eau ont été fixées à la capacité au champ.

Afin de comprendre la réponse du modèle selon la densité apparente et selon le formalisme trois options ont été testés :

- Sans macroporosité simulée, scénarios « macro- »
- Avec macroporosité simulée, scénario « macro+ »
- Avec macroporosité + fentes de retrait simulées, scénario « macro+f »

Pour la seconde option (macro+), la gamme de densité apparente simulée est restreinte car le modèle ne permet que certaines combinaisons de densités apparentes et de capacité au champ. En effet, la macroporosité calculée dans ce cas peut s'avérer négative (Tableau 13). Autrement, pour les deux autres options de formalisme simulées (macro- et macro+f) il n'y a pas de telles restrictions

sur les simulations. Pour le test de sensibilité, et pour faciliter l'analyse des simulations, seuls les profils de densité apparente uniformes sont comparés.

Tableau 13 : Macroporosité calculée par le modèle STICS en mm pour l'activation du formalisme macroporosité seul (macro+) pour chaque densité apparente et HCC qui correspond à la capacité au champ dans STICS exprimé en % massique de sol. En rouge sont mises en valeur les macroporosités négatives et donc aberrantes ne pouvant pas être simulées avec STICS. Les valeurs en gras de la seconde ligne correspondent aux 5 valeurs de chacune des 5 couches de sol de capacité au champ paramétrées dans STICS. 37% de capacité au champ correspond à la couche de sol superficielle et 53 à la plus profonde.

DA\HCC	macro (crack désactivé) par humidité volumique calée				
	37	43	53	53	53
1	51	39	19	19	19
1.05	47	35	15	15	15
1.1	43	31	11	11	11
1.15	40	28	8	8	8
1.2	36	24	4	4	4
1.25	32	20	0	0	0
1.3	28	16	-4	-4	-4
1.35	24	12	-8	-8	-8
1.4	21	9	-11	-11	-11
1.45	17	5	-15	-15	-15
1.5	13	1	-19	-19	-19
1.55	9	-3	-23	-23	-23
1.6	6	-6	-26	-26	-26
1.65	2	-10	-30	-30	-30
1.7	-2	-14	-34	-34	-34
1.75	-6	-18	-38	-38	-38
1.8	-9	-21	-41	-41	-41
1.85	-13	-25	-45	-45	-45
1.9	-17	-29	-49	-49	-49
1.95	-21	-33	-53	-53	-53
2	-24	-36	-56	-56	-56

La densité agit sur le développement racinaire suivant l'écart à une plage densité optimale pour la croissance comprise entre 0.7 à 1.45. En revanche, dans les scénarios macro+, la DA étant utilisée pour l'estimation de la macroporosité, elle peut également influencer les simulations de STICS même pour des valeurs entre 0.7 et 1.45.

4.2.2.2 Les résultats

Pour les simulations macro-, ou macro+f, on n'observe pas d'effet significatif de la densité pour les densités inférieures à 1.45 sur l'ETR simulée (Figure 76). Les seules très faibles variations sont liées à la précision des variables d'entrée du modèle. Pour les scénarios macro+, on relève une sensibilité du modèle importante pour les DA inférieures à 1.45 : il y a des différences entre un profil de DA à 1 et de DA à 1.45 de 50 mm sur le cumul d'ETR pour l'année 2007/2008. Pour les DA > 1.45, sur les simulations macro- et macro+f, on obtient une diminution de l'ETR en fin de cycle surtout pour le cycle 2005-2006. Avec l'activation macroporosité seule, suivant les profils de densité apparente et l'année, on observe des réponses plus erratiques sur l'ETR. Les valeurs simulées sont en revanche assez proches suivant les différentes possibilités de formalisme.

Les analyses de sensibilité sur les variables biophysiques donnent des résultats plus contrastés (Figure 77, Figure 78 et Figure 79). Sans activation de modules (macro-), la croissance des racines est fortement réduite par la compaction une fois le seuil de 1.45 atteint (Figure 77). De plus, la profondeur maximale atteinte par les racines est plus faible pour les forts tassements ($DA > 1.75$). Pour les scénarios macro+, l'effet de la densité est très prononcé : en effet la macroporosité étant calculée directement d'après la valeur de DA, celle-ci a un impact direct sur la redistribution de l'eau dans le profil. La prospection racinaire simulée est beaucoup plus faible que pour les simulations équivalentes avec fentes de retraits et sans modules macroporosité. En 2007/2008 plus particulièrement, la profondeur racinaire maximale n'excède pas 80 cm alors qu'elle atteint 120 cm (profondeur de sol imposée) pour les 2 autres options testées. Dans une moindre mesure, les simulations macro+f ont une vitesse d'accroissement du front racinaire moins rapide que pour les scénarios macro-. Par ailleurs, les racines sont moins profondes par rapport aux simulations macro- pour une bonne partie du cycle cultural : pour une DA de 1.45 la différence est de 24 cm au 1/04/2006 et de 53 cm au 01/04/2008. Cette différence est en revanche minime quand la densité du sol est plus importante (7 cm de différence maximum pour 2005/2006 et 2007/2008 entre les deux scénarios). Cette profondeur de prospection racinaire différente par DA semble cependant n'avoir qu'un impact modéré sur le bilan d'eau puisque les variations relatives d'ETR sont faibles (Figure 75).

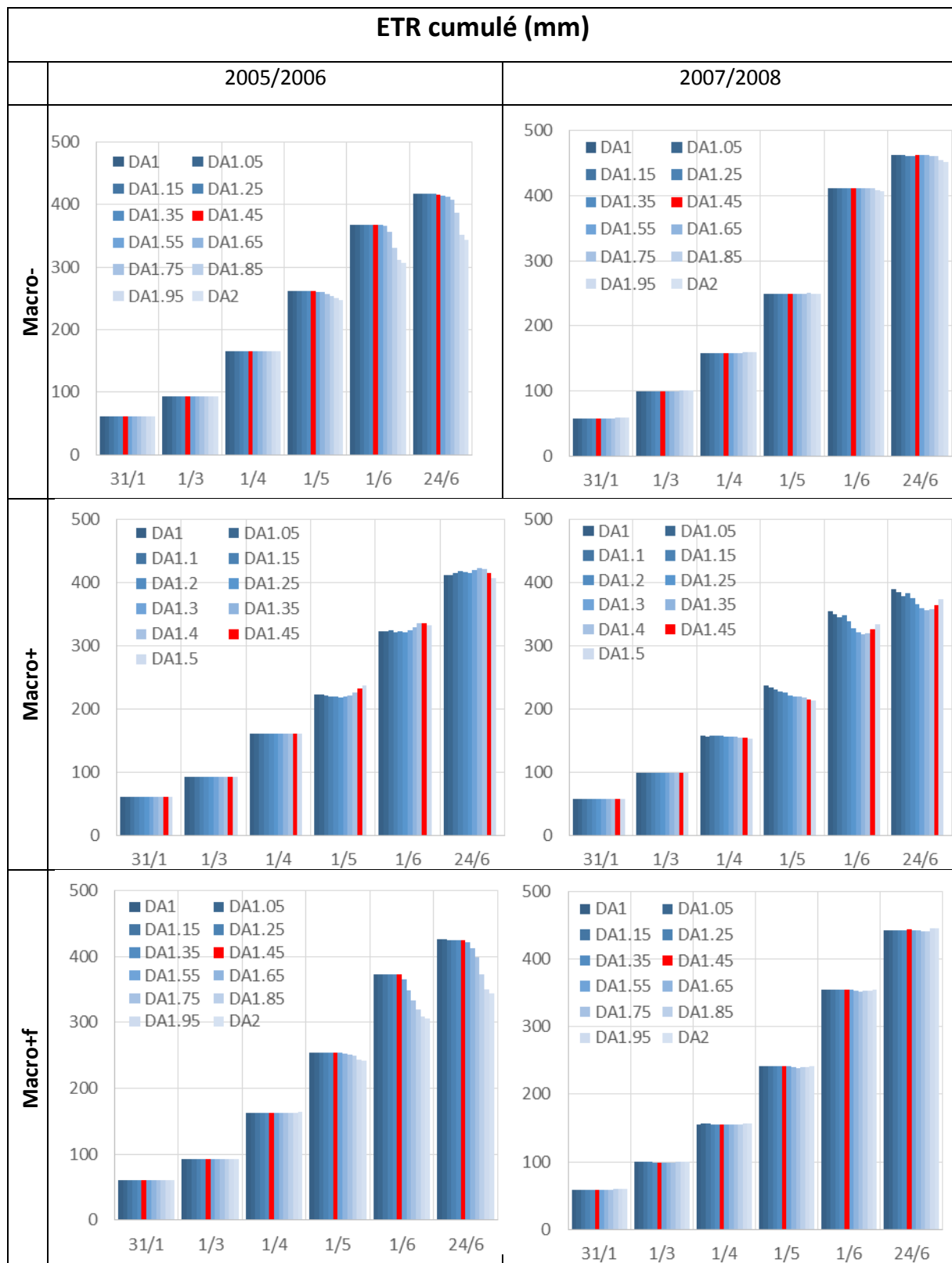


Figure 76: Analyse de sensibilité à la densité apparente pour trois options de formalisme, sans macroporosité (macro-), avec macroporosité (macro+) et avec macroporosité et fente de retraits (macro+f), à différentes dates sur deux cycles de culture du blé 2005/2006 et 2007/2008. Les valeurs représentées sont les ETR cumulées depuis le début du semis jusqu'à la date de récolte.

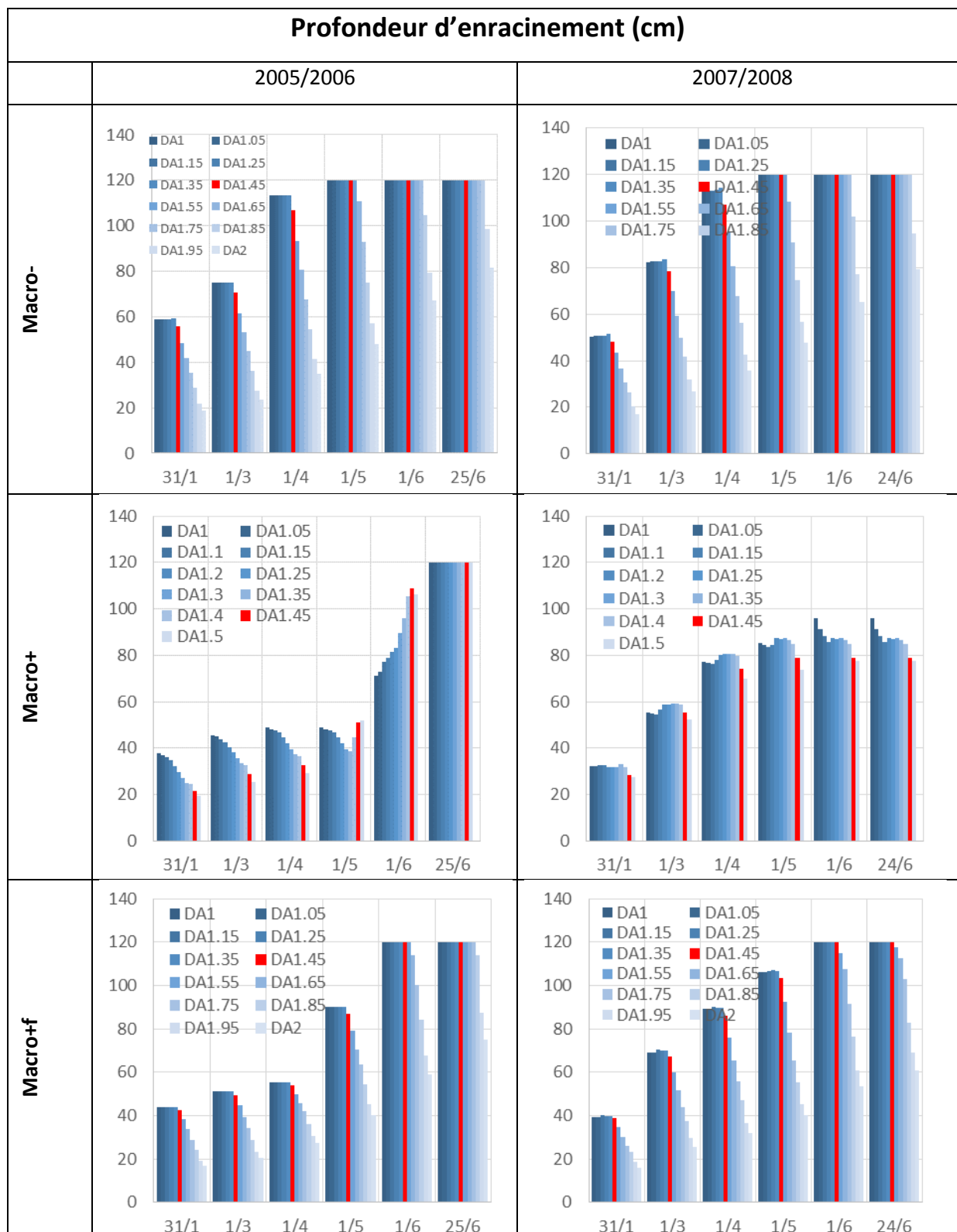


Figure 77: Analyse de sensibilité à la densité apparente pour trois options de formalisme, sans macroporosité (macro-), avec macroporosité (macro+) et avec macroporosité et fente de retraits (macro+f), à différentes dates sur deux cycles de culture du blé 2005/2006 et 2007/2008. Les valeurs représentées sont les profondeurs racinaires en cm.

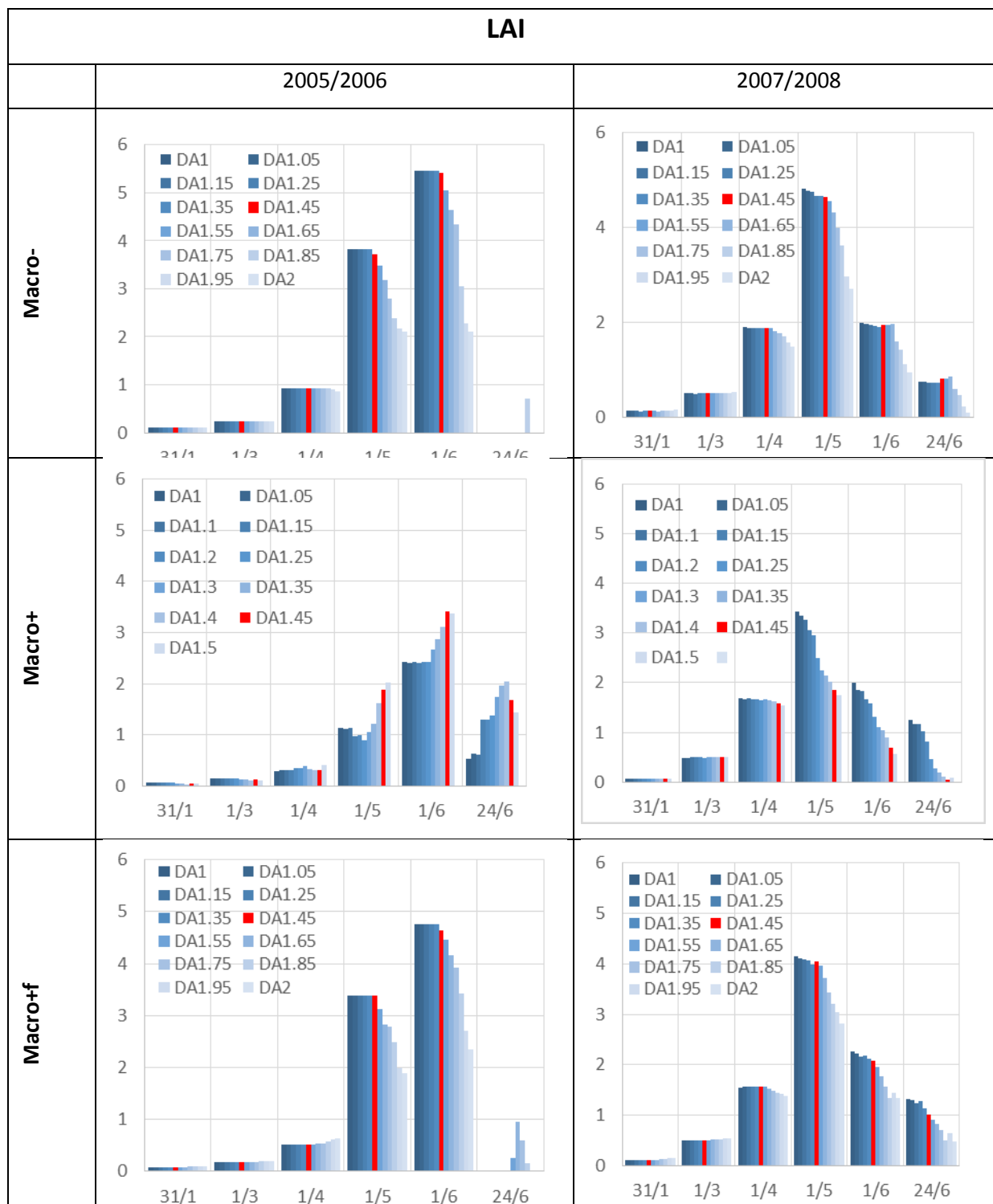


Figure 78: Analyse de sensibilité à la densité apparente pour trois options de formalisme, sans macroporosité (macro-), avec macroporosité (macro+) et avec macroporosité et fente de retraits (macro+f), à différentes dates sur deux cycles de culture du blé 2005/2006 et 2007/2008. Les valeurs exprimées de LAI sont en m^2 de surface foliaire par m^2 de sol.

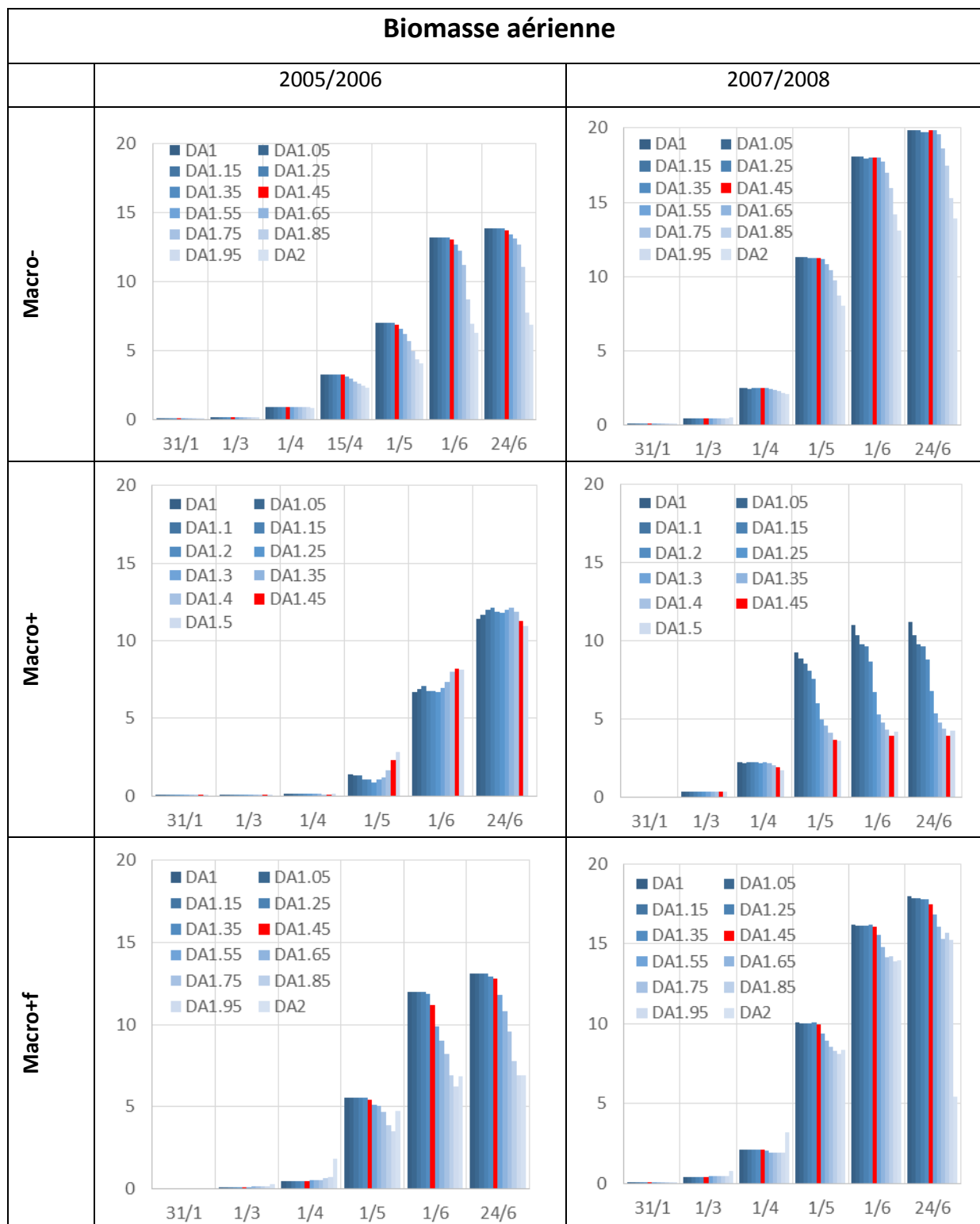


Figure 79: Résultats du test de sensibilité à la densité apparente pour trois options d'activation du formalisme, à différentes dates sur deux cycles de culture du blé. Les valeurs représentées sont les biomasses aériennes exprimées en $t\ ha^{-1}$.

Le LAI est quant à lui peu sensible jusqu'au début de l'accélération de croissance de la surface foliaire, comprise entre le 01/04 et le 01/05 (Figure 78). Après cette date, les différences sont fortement marquées pour les différentes DA supérieures à 1.45 et sur les trois types de scénarios macro-, macro+ et macro+f. La biomasse aérienne qui dérive, dans le modèle, du LAI, est affecté de la même manière, même si sa sensibilité est moindre. En effet, les plus grandes différences de LAI sont observées pour les valeurs de LAI élevées, donc moins limitantes pour la production de biomasse. Avec une macroporosité calculée sur la densité apparente (macro+), la sensibilité du modèle est très importante sur les variables LAI et biomasse aérienne en 2007/2008, et plus modérée en 2005/2006 avec des conditions plus limitantes en eau. Les LAI et biomasses plus élevés pour des valeurs de DA plus faibles sont certainement dus au remplissage des macropores sur les horizons saturés en eau. Avec une DA plus faible à 1.45, la macroporosité calculée étant mécaniquement plus élevée, le drainage des couches de sol s'opère plus efficacement et limite les effets délétères de l'anoxie. Dans les scénarios macro+f, la dynamique se rapproche des simulations macro- malgré des valeurs de LAI et de biomasse sensiblement plus faibles lorsque la formation de fentes de retrait est simulée. Cette différence est fonction de la densité apparente : moins le sol est dense, plus la différence entre les deux types de simulations est faible.

4.2.3 Conclusion

L'analyse de sensibilité a mis en évidence des différences importantes sur les sorties de modèle selon que les modules macropores et/ou fentes de retrait sont activés ou pas. Dans le cas où la macroporosité est activée seule, sans simuler les fentes de retrait, la forte sensibilité à la densité apparente montre que le formalisme devrait être plutôt appliqué à des sols avec de faibles variations de densité afin d'établir un profil de densité apparente cohérent avec le calcul de la macroporosité du sol.

Quels que soient les modules activés, l'effet de la compaction représenté par des DA supérieures ou égales à 1.45 a un impact important sur la vitesse de prospection racinaire et la biomasse dès lors que le stress hydrique est présent pour la progression du front racinaire (2005/2006) et même sur les variables biophysiques. Il est donc probable que s'il y a un effet limitant de la compaction sur la croissance racinaire, celui-ci ne pourra pas être reproduit par le modèle et conduira à une surestimation de la biomasse. Ainsi, la contrainte à l'enracinement imposée par la rétraction des argiles sur le développement des cultures d'hiver peut être considérée comme modérée, tandis qu'il est vraisemblablement important pour les cultures de printemps comme le tournesol ou le maïs.

4.3 Evaluation des performances locales de STICS selon le choix de formalisme

Afin d'évaluer le modèle STICS et d'entériner le choix d'activation des modules, les différentes modalités de simulations, macro-, macro+ et macro+f ont été évaluées avec les données de la parcelle Flux d'Auradé sur 7 cycles de culture de 2005 à 2012. Le jeu de données est constitué de données de LAI, de biomasse aérienne ainsi que des mesures d'ETR (Eddy covariance) et de profils d'humidité du sol. Ces 4 variables ont donc servi à évaluer le modèle. Cette évaluation n'est pas totalement indépendante vu que la calibration des paramètres a été effectuée sur le même site et forcé par les mêmes chroniques agro-climatiques. Toutefois, seuls les profils d'humidité et les températures de sol ayant servi à l'optimisation, l'ETR, la biomasse et le LAI restent des variables indépendantes du calage.

4.3.1 Protocole

Les simulations ont été initialisées avec un reliquat azoté arbitraire de 15 kgN ha⁻¹ pour la couche de sol 1, 10 kgN ha⁻¹ pour le suivant et 5 kgN ha⁻¹ pour les couches plus profondes. Les initialisations en eau ont été renseignées d'après les humidités des sondes. Afin de limiter l'impact du choix arbitraire des reliquats azotés en début de simulation, les cycles de culture ont été enchaînés. Par ailleurs, l'itinéraire technique a été entièrement transposé des relevés historiques des parcelles (fertilisation, date de semis, travail du sol). Le paramétrage sol a été repris de l'optimisation présentée précédemment et la densité apparente a été établie à 1 afin d'avoir des propriétés de rétention en eau du sol exprimées en teneur volumique. Il est donc considéré que seules les propriétés de rétention en eau conditionnent la distribution du profil racinaire. Ce choix a des conséquences importantes au niveau de l'estimation de la macroporosité du sol dès lors que celle-ci est activée seule. L'interprétation des performances de simulation de ce module doivent donc être faites en gardant à l'esprit ces choix de paramétrage.

4.3.2 Résultats

Les résultats après optimisation, toutes situations confondues, montrent que le modèle est performant pour simuler l'ensemble des cultures, quels que soient les modules activés (Tableau 14) et malgré l'hypothèse d'une densité apparente non limitante au développement de végétation (DA fixée à 1). Le modèle STICS permet de restituer en moyenne le cumul d'évapotranspiration (cet) de manière satisfaisante ($R^2 = 0.88-0.9$) malgré une dispersion forte sur l'ETR journalier (RMSE = 0.43-0.48) quels que soient les modules activés. Cette dispersion est également dépendante de la fiabilité de la mesure et des hypothèses de calcul. Ce résultat tend à montrer que les erreurs sur l'estimation des teneurs en eau dans les profils de sol se compensent sur les flux d'évapotranspiration ce qui se vérifie en comparant les performances de simulation sur le stock d'eau intégré sur 0-45 cm et ceux

des couches de sol séparées. La dynamique hydrique est plutôt bien restituée compte tenu de la description simplifiée du sol et de l'impact des fentes de retrait sur l'évaporation qui n'est pas explicitement simulée. Les profils de température de sol sont quant à eux très bien restitués en dynamique ($R^2 = 0.97-0.86$) avec tout de même une baisse de performances sur la couche de sol 5 (95-120 cm). Les températures du sol sont néanmoins biaisées de presque 2 °C en plus en profondeur et en moyenne.

La biomasse est simulée de manière satisfaisante par le modèle malgré des décalages temporels (biais 1.5-1.6 t ha⁻¹ pour le grain, biais de -0.4 à 0.6 t ha⁻¹ pour la biomasse aérienne) et une dispersion importante avec une RMSE allant jusqu'à 4 t ha⁻¹ dans le cas des scénarios macro+ (Tableau 14). Le LAI présente une efficacité négative qui est due à la dispersion importante et au biais du modèle. En effet, sur les LAI élevés, il y a un décalage fréquent entre le LAI estimé et celui observé. Cette différence n'impacte qu'assez peu le calcul de la biomasse compte-tenu du fait que le LAI est peu ou pas limitant pour la production de biomasse (LAI de 3 ou 4 m² m⁻²) lorsque la végétation est couvrante.

Par ailleurs, les écart-types élevés sur les LAI et la biomasse des mesures mettent en évidence la forte variabilité de la mesure, probablement due à une forte hétérogénéité spatiale qui est visible sur la dynamique (Figure 82). En effet, certaines années et pour certaines cultures, les écarts entre répétitions sont très importants. Le cas le plus extrême est celui du colza en 2008/2009 au mois de juin où le LAI peut osciller entre 5.5 m² m⁻² et des valeurs proches de 0 et pour la biomasse variant de 5 à 35 t ha⁻¹. Le tournesol et le blé sont également variables entre répétitions avec des écarts pouvant être du double au triple pour le LAI (ex tournesol 2007, blé 2012) et pour la biomasse du tournesol 2007. En ce qui concerne la biomasse, le blé est toutefois moins variable que les autres cultures.

Il est peu probable que le nombre de répétitions en soit la cause puisqu'à chaque date de mesure 10 à 20 prélèvements ont été faits ; cela semble donc bien indiquer que cette variabilité est due à l'hétérogénéité du développement au sein de la parcelle. Il y a également vraisemblablement une différence de représentativité des mesures de sol par rapport aux mesures d'ETR et d'humidité qui sont sur une zone délimitée de la parcelle comme cela a été constaté au chapitre 3. La mesure d'ETR par Eddy covariance intègre une plus grande surface mesurée qui peut varier au cours du temps non seulement en terme d'orientation du vent (échantillonnage des hétérogénéités variables) mais mesure avant tout autour de sa zone d'implantation. Ainsi le calage des paramètres sols est plutôt représentatif du contexte très local de l'implantation des sondes alors que les prélèvements de biomasse et dans une moindre mesure l'ETR, visent plutôt à représenter la parcelle. Il est donc

possible qu'une part des « erreurs » observées sur les simulations de modèle soit liée à cette différence.

Tableau 14 : Critères statistiques de performance des simulations de STICS après optimisation pour chaque combinaison de module et pour toutes les simulations de 2005 à 2012. Les critères présentés sont l'efficacité, le R^2 , le RMSE et le biais. Le biais correspond ici au biais moyen par valeur simulée. « macro- » correspond à des simulations sans activation de module de macroporosité ni fente de retrait, « macro » à l'activation de la macroporosité seule et « macro+f » à l'activation de la macroporosité et des fentes de retrait. HR = humidités volumiques du sol en %, TS = températures de sol en °C, resmes = réserve en eau en mm sur 0-45 cm et cet = ETR cumulée depuis le semis à la récolte en mm, lai(n) = LAI en $m^2 m^{-2}$, mafruit = rendement grain en matière sèche en $t ha^{-1}$ et masec(n) = biomasse aérienne en $t ha^{-1}$.

scénarios	Critères	bilan d'eau						températures du sol					végétation		
		HR(1)	HR(2)	HR(3)	HR(5)	Resmes	cet	TS(1)	TS(2)	TS(3)	TS(4)	TS(5)	lai(n)	mafruit	masec(n)
Macro-	efficacité	0.41	0.48	0.52	-6.06	0.65	0.88	0.97	0.95	0.83	0.62	-0.55	-0.71	0.49	0.70
Macro+	efficacité	-0.07	-1.09	-4.3	-6.62	-0.75	0.9	0.97	0.96	0.84	0.63	-0.55	-0.93	0.40	0.48
macro+f	efficacité	0.48	0.51	0.16	-6.51	0.66	0.88	0.97	0.95	0.83	0.63	-0.54	-0.65	0.48	0.70
Macro-	r2	0.42	0.51	0.66	0.91	0.65	0.88	0.97	0.96	0.95	0.95	0.86	0.61	0.79	0.72
Macro+	r2	0.47	0.33	0.42	0.18	0.54	0.9	0.97	0.96	0.95	0.95	0.87	0.36	0.66	0.53
macro+f	r2	0.49	0.6	0.58	0.05	0.68	0.88	0.97	0.96	0.95	0.95	0.86	0.53	0.75	0.71
Macro-	biais	0.5	-0.8	1.2	2.5	1.4	4.7	0.2	0.3	1.7	1.8	1.8	-0.8	1.5	-0.4
Macro+	biais	-2.3	-4.6	-7.6	2.0	-21.8	6.2	0.2	0.3	1.7	1.7	1.8	-0.5	1.6	0.6
macro+f	biais	0.1	-1.3	0.0	-0.1	-1.8	4.8	0.2	0.3	1.7	1.7	1.8	-0.7	1.5	-0.2
Macro-	rmse	5	4	4	3	15	48	1.3	1.4	2.3	2.7	3.9	1.5	2.7	3.2
Macro+	rmse	6	8	12	3	33	43	1.3	1.4	2.2	2.7	3.9	1.5	2.9	4.3
macro+f	rmse	4	4	5	3	14	47	1.3	1.4	2.3	2.7	3.9	1.4	2.7	3.2

Les dynamiques de l'ETR et du stock d'eau sur 0-45 cm (Figure 80 et Figure 81) suggèrent que les simulations macro+ surestiment la taille des pores non capillaires avec une densité imposée à 1. En effet, le stock d'eau simulé est surestimé quand les teneurs en eau sont au-delà de la capacité au champ. Cela se répercute sur la biomasse et le LAI produits qui sont tous deux plus faibles que dans les autres simulations (Figure 82). Pour chaque couche de sol, la macroporosité activée seule diminue les performances de simulation du modèle pour l'estimation du bilan hydrique avec des efficacités négatives et un biais moyen s'échelonnant de -2% à -8% suivant les couches de sol. Les simulations des variables biophysiques liées à la biomasse, masec et mafruit, sont également concernées puisque la RMSE est plus élevée et la restitution adimensionnelle des dynamiques (R^2) est moins bonne.

En revanche, les simulations macro+f permettent de restituer les dynamiques hydriques au-delà de la capacité au champ de manière satisfaisante. Les humidités par couches de sol simulées sont plus proches de la moyenne des mesures que dans les simulations macro- avec un biais moyen

très faible et une plus faible dispersion autour de la valeur observée par couche de sol. Le biais dans les deux cas est inférieur à l'écart d'humidité moyen observé entre les sondes d'humidité qui est de 1.5%. Sur tournesol les simulations macro+ et macro+f semblent moins pertinents et surestiment le stock d'eau et en conséquence, surestiment le rendement de biomasse et le LAI en atténuant le stress hydrique. Sur les cultures d'hiver, colza et blé, l'activation de la macroporosité et des fentes de retraits semble préférable même si les différences de performances de simulation sans ces modules restent faibles.

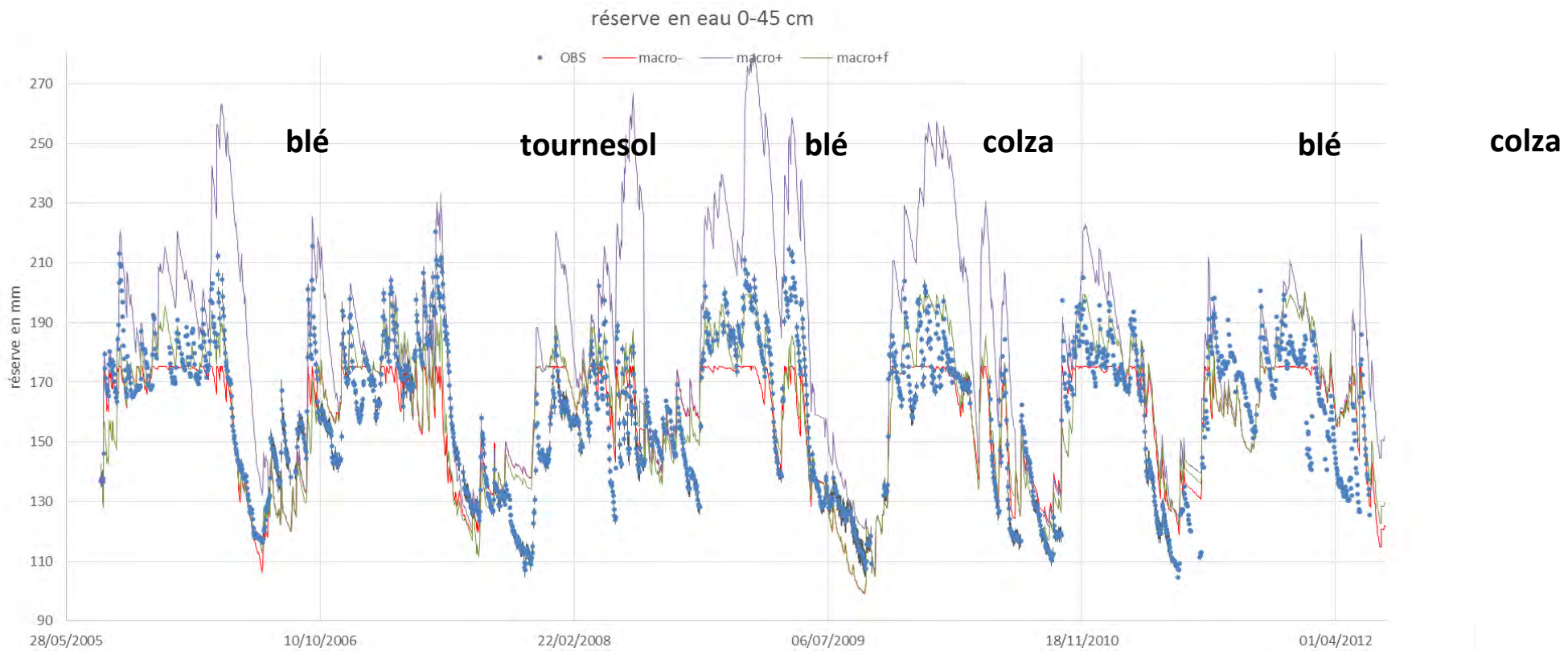


Figure 80 : Réserve en eau sur 0-45 cm simulée et observée de 2005 à 2012 sur Auradé Flux pour les différentes modalités de formalisme. Les données simulées sont représentées par des lignes continues et les mesures par des points avec barres d'erreur.

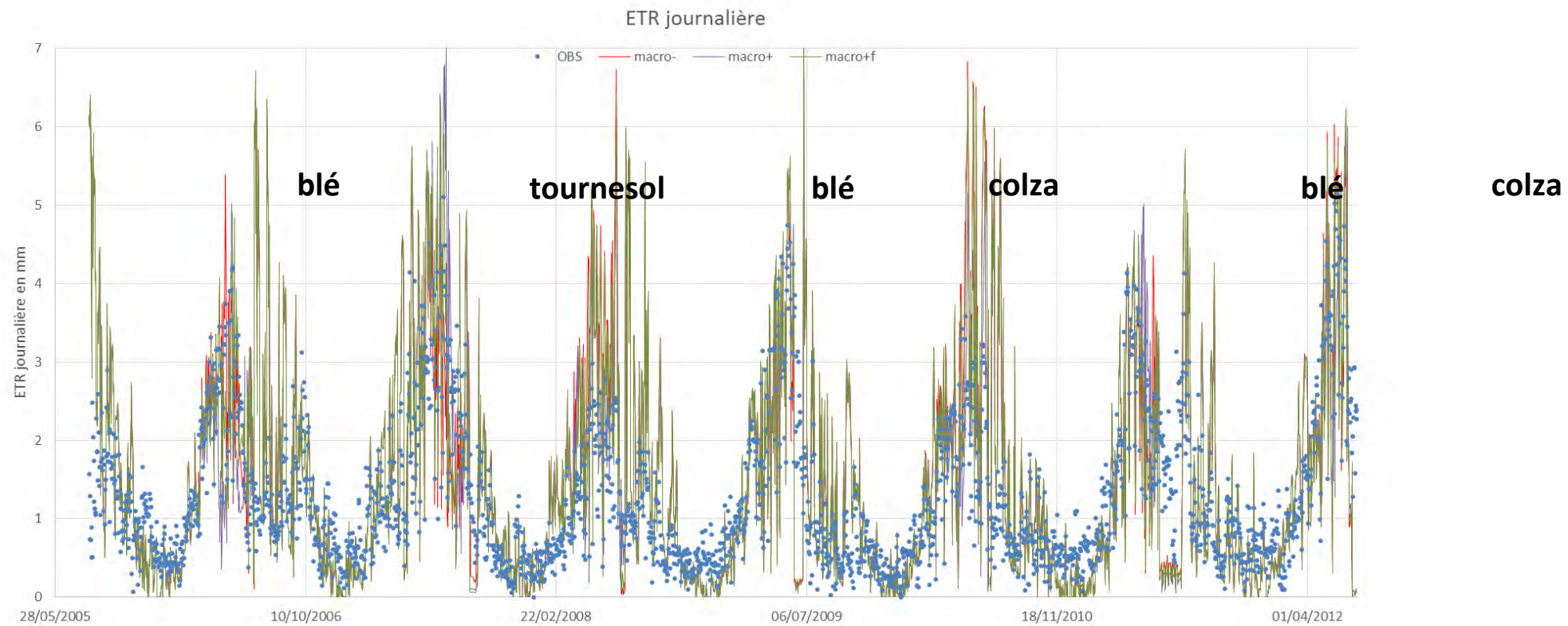


Figure 81 : ETR simulée et observée de 2005 à 2012 sur Auradé Flux pour les différentes modalités de formalisme. Les données simulées sont représentées par des lignes continues et les mesures par des points.

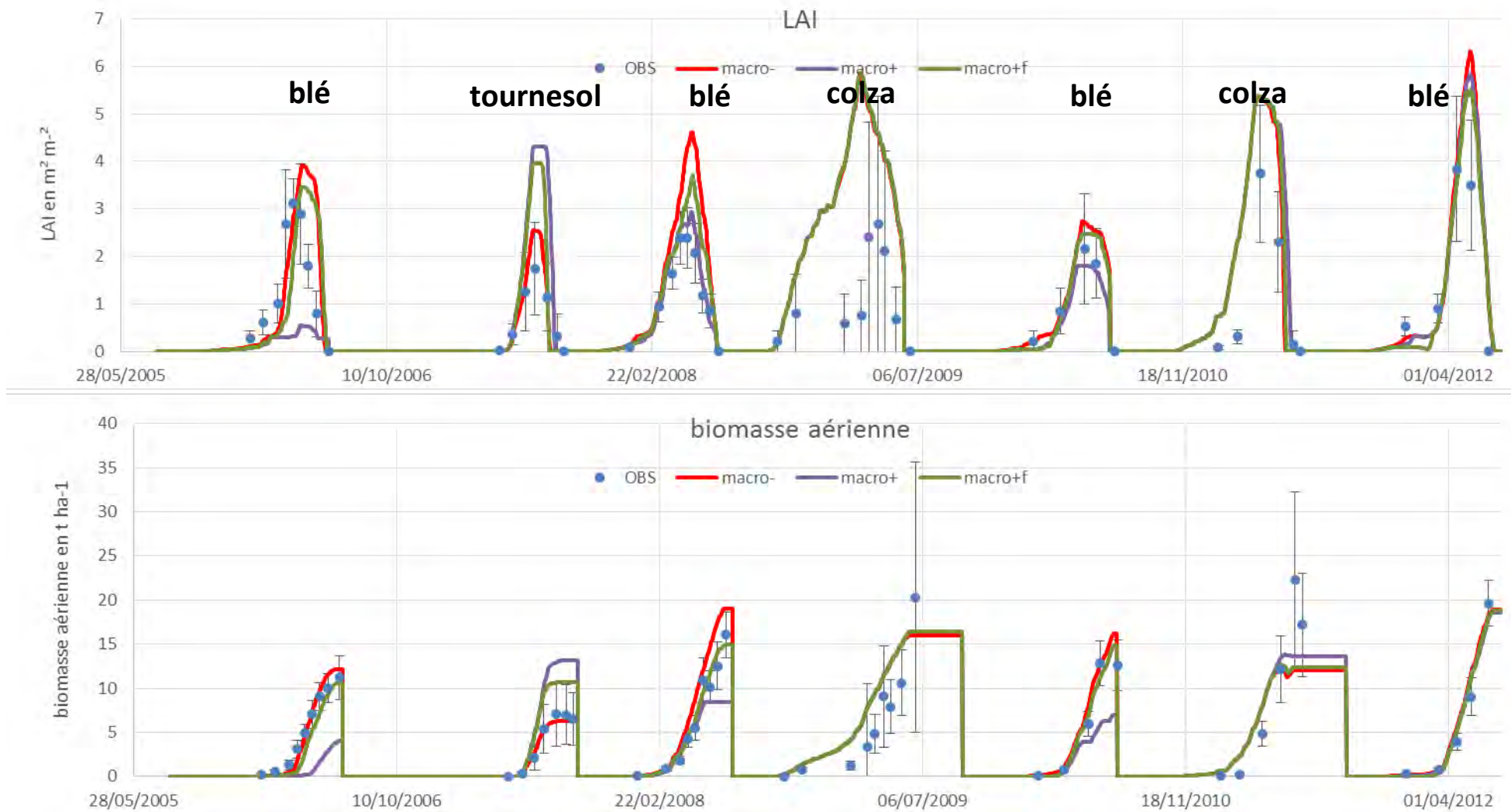


Figure 82 : LAI et biomasse aérienne simulés et observés de 2005 à 2012 sur Auradé Flux pour les différentes modalités de formalisme. Les données simulées sont représentées par des lignes continues et les mesures par des points avec barres d'erreur correspondant à l'écart-type entre les 10-20 répétitions.

4.3.3 Conclusion

Conformément aux résultats obtenus avec l'analyse de sensibilité à la DA, l'activation seule du module macroporosité tend à fortement surestimer les humidités pendant les périodes où le sol est au-delà de la capacité au champ. Ainsi, il semble peu pertinent dans le cas des simulations sur Auradé d'activer ce module seul. Avec la simulation des fentes de retrait et donc un formalisme alternatif pour le calcul de la macroporosité, le modèle restitue un bilan d'eau plus réaliste que sans module de macroporosité puisque, sur les sols à propriétés vertiques la macroporosité tient une place particulière sur le bilan hydrique.

Parmi les points non abordés ici et pouvant être vus comme des atouts, l'activation de ce module permet également de désactiver le ruissellement sur la parcelle dès lors que les fentes de retraits apparaissent sur sol sec. C'est un phénomène avéré sur ce type de sol comme l'on démontré différentes études (Lado and Ben-Hur 2004; Arnold et al. 2005). Ainsi, même si les performances de simulations sont assez proches et satisfaisantes entre l'activation macroporosité + fentes de retraits et sans aucun module activé, il est plus réaliste d'activer ces modules. Enfin, la dichotomie entre les performances de simulation pour le bilan hydrique et celles pour la biomasse aérienne/LAI suggère une différence de représentativité entre les jeux de données. Cette observation se voit également sur les données seules où les phénomènes observés entre variables ne semblent pas toujours reliés (partie 3.1.3.2.1). Par ailleurs, sur les acquisitions des données biophysiques, le protocole de prélèvement pourrait être en cause comme l'analyse sur l'incertitude de la mesure le suggère.

4.4 La propagation de l'incertitude de la réserve utile dans le modèle STICS

Grace au travail de calibration, un paramétrage optimal du modèle STICS a été établi. Une interrogation subsiste tout de même quant à la robustesse du modèle face à l'incertitude de la mesure de la réserve utile dont le modèle est *a priori* sensible. En effet, sur le bassin versant du Montoussé, la précision et la variabilité spatiale des mesures sont susceptibles d'induire une erreur de simulation. Cette incertitude de la mesure n'est pas négligeable notamment en ce qui concerne les mesures effectuées à la tarière (Bohm, 1979).

Le modèle STICS est un modèle robuste qui est capable de simuler un grand nombre de pédoclimats différents (Brisson et al., 2003; Coucheney et al., 2015). Cette robustesse se fait parfois au détriment d'une sensibilité à des particularismes locaux (Coucheney et al., 2015). Or, la spatialisation du modèle STICS se base, avec la méthode proposée ici, sur des mesures acquises sur l'ensemble du bassin versant. Il convient donc de s'assurer que le modèle est robuste vis-à-vis de l'incertitude des mesures acquises dans le cadre de cette thèse et pour la formalisation de la réserve utile proposée pour les sols à propriétés vertiques. Ainsi, dans ce chapitre, la sensibilité du modèle

est abordée au regard de cette incertitude. Ce travail servira dans les chapitres suivants à objectiver les écarts entre les valeurs simulées et observées.

4.4.1 Matériels et méthodes

Pour étudier la propagation de l'incertitude dans le modèle STICS, il a été nécessaire d'établir un plan de simulation permettant de différencier les sources d'incertitude de la réserve utile et d'étudier l'interaction des incertitudes sur les sorties de modèle mais aussi de proposer une méthode comparative pour évaluer les incertitudes.

4.4.1.1 Le plan de simulation

Ce travail a été réalisé sur les données du site du Montoussé qui permet de représenter une gamme de RU contrastées. Les simulations ont été enchaînées en continu depuis la culture de blé de 2012/2013 qui sert à initialiser les stocks d'eau et d'azote jusqu'au tournesol de 2014 et au blé de 2014/2015. Ici ne sont présentés que les résultats des simulations du tournesol de 2014 et du blé de 2014/2015 qui correspondent aux cycles culturaux analysés dans le dernier chapitre dans le cadre de la spatialisation du modèle STICS. L'itinéraire technique n'est pas différencié entre les différentes parcelles, excepté pour les apports d'azote qui ont été renseignés suivant les données collectées auprès des agriculteurs. Les parcelles ont été semées soit en blé dur soit en blé tendre, ce qui n'est pas différencié dans les simulations. Les propriétés de sol sont celles tirées des analyses faites en juin 2015.

Les incertitudes de la RU, des propriétés de rétention en eau par couche de sol et des profondeurs maximales d'enracinement sont issues de la bibliographie sont établies à 2% (coefficient de variation) pour la mesure de DA et de pF (Ratliff et al., 1983; Yoro and Godo, 1990) et à 40% pour l'incertitude sur l'enracinement (Bohm, 1979). Cette distinction des incertitudes par composantes de la RU permet de mettre en évidence la sensibilité du modèle aux bornes de rétention en eau, humidités à la capacité au champ et au point de flétrissement, et à la profondeur racinaire qui sont renseignées de manière indépendante. Sur le point 4-BV, qui correspond à une lentille sableuse, la réserve utile est calculée de la même manière, même si les couches plus profondes sont de nature sableuse et que la relation DA/humidité n'est plus strictement applicable. Ce choix méthodologique vise à simplifier l'interprétation des simulations et dans ce cas ne représente pas une réalité par rapport à la mesure.

La mesure à la tarière ne permet d'échantillonner que sur des couches de sol de 15 cm ce qui a conditionné le dimensionnement de la discrétisation des sols en couches rendue possible par le modèle. Cependant, dans STICS, seules 5 couches de sol peuvent être renseignées, or les sols les plus profonds qui ont été échantillonnés présentaient des traces de racines jusqu'à 150 cm. Compte tenu

du fait que la plus forte variabilité du sol se situe dans les couches de sol superficielles, les couches de sol 1, 2, 3 et 4 correspondent à des épaisseurs de sol de 15 cm. L'épaisseur de la cinquième couche de sol correspond à la différence entre la profondeur d'enracinement et 60 cm. Les propriétés hydriques de cette dernière couche sont alors calculées par rapport à la moyenne des échantillons de 15 cm qui permettraient de reconstituer la couche de sol.

Quatre scénarios d'incertitudes ont été testés pour quantifier l'effet des sources d'incertitude et de leurs interactions :

- Avec l'enracinement maximal aléatoire (Zalea)
- Avec les humidités à la capacité au champ et l'humidité au point de flétrissement permanent aléatoires (Halea)
- Avec l'intégralité des variables de la RU aléatoires (RUalea)
- Avec les mesures initiales (témoin)

Pour que les scénarios soient strictement comparables, les valeurs générées aléatoirement sont les mêmes entre le scénario RU alea et les scénarios Zalea et Halea. Les composantes de la réserve utile ont été générées indépendamment en introduisant un bruit blanc (Figure 83). Les densités apparentes ont été calculées d'après les équations de Bruand et al. (1996) inversées décrivant la relation DA/humidité à la capacité au champ et au pF4.2. Les humidités caractéristiques ont été exprimées en volumique dans le modèle après conversion d'après la densité apparente elle-même générée aléatoirement. La DA dans le modèle est indépendante de celle qui sert au calcul des composantes de la réserve utile et est toujours égale à 1 sur tout le profil. Cela permet de négliger l'effet de tassement ou de variation de la DA sur la croissance racinaire et les conversions massique/volumique du modèle. Afin d'avoir une moyenne représentative de la RU mesurée, pour chaque type de scénario et pour chaque type de sol, 200 sols ont été générés. Les capacités au champ volumique générées ont un coefficient de variation de 2.2% autour de la valeur de référence et une moyenne strictement équivalente. Il en va de même sur les humidités au point de flétrissement qui ont par contre un coefficient de variation à peine plus élevé de 2.59% d'humidité volumique et une moyenne des 200 itérations équivalente à la mesure. Le nombre d'itérations était donc bien suffisant.

La sensibilité du modèle a été estimée selon deux variables d'intérêt : la matière sèche aérienne en fin de culture et le cumul d'évapotranspiration du semis à la récolte. Ces deux variables permettent de représenter le rendement de biomasse de la culture ainsi que le bilan d'eau par la perte d'eau dans l'atmosphère.

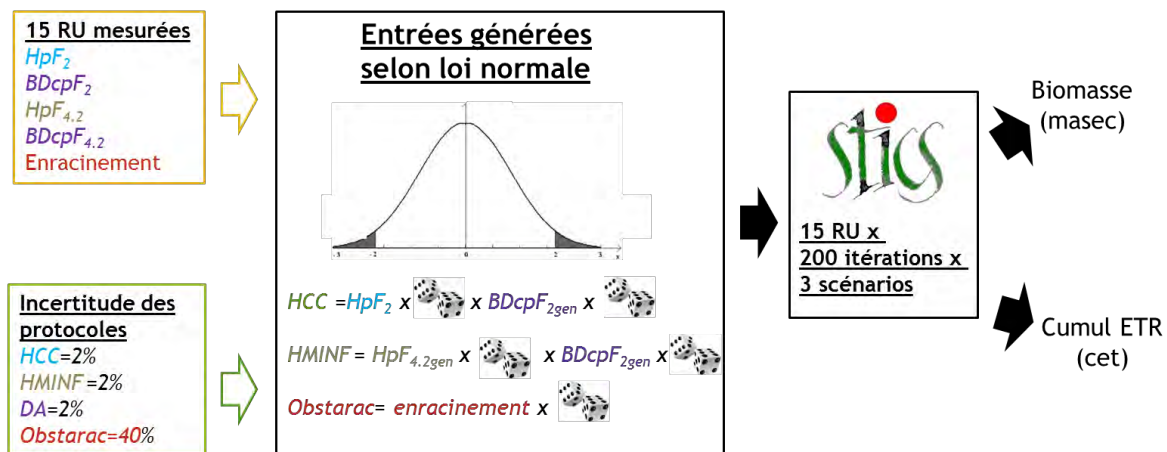


Figure 83 : Etapes de travail pour le test de sensibilité à l'incertitude de la mesure. Les entrées sont les mesures de 15 profils de sol différents et les incertitudes des mesures tirées de la biographie (coefficients de variation). Ensuite, les entrées du modèle STICS sont générées aléatoirement pour les 15 profils de sol, pour 200 itérations et pour chacun des trois types de scénarios aléatoires : avec enracinement variable (scénarios Zalea), avec humidités caractéristiques variables (Halea) ou encore avec toutes les composantes de la réserve utile variables (scénarios RUalea). Les variables étudiées sont la biomasse finale et le cumul d'ETR sur la période de culture.

4.4.1.2 Les outils statistiques

Les entrées du modèle STICS étant générées aléatoirement selon une loi normale, l'écart entre les scénarios peut être exprimé en termes d'écart des données d'entrées par rapport au scénario témoin. Cette différence peut donc être analysée en considérant que l'écart au scénario témoin est fonction des écarts obtenus sur les entrées (Eq 15). Pour cela, des modèles linéaires multiples sont établis entre les écarts relatifs des données d'entrées générées (variables HCC, HPF, Zrac) par rapport au scénario témoin d'une part et les écarts relatifs observés en sortie entre les scénarios témoins et les différents scénarios RUalea. Ces relations établies sont validées sur les critères de RMSE et de R^2 . Le poids normalisé sert à calculer le pourcentage de variance expliquée par variable. Cela permet donc d'établir l'importance de chaque variable dans l'incertitude de la mesure injectée dans les entrées.

$$Ecart\ relatif = \frac{\hat{y}_{Zalea/RUalea} - y}{y} \quad \text{Eq 15}$$

Où $\hat{y}_{Zalea/RUalea}$ est la valeur simulée des scénarios Zalea ou RUalea et y est la valeur simulée du scénario témoin correspondant.

4.4.2 Résultats

A la suite sont présentés dans un premier temps les résultats généraux des simulations pour chaque type de scénario. Les valeurs de cette première partie sont exprimées en valeur absolues afin

d'avoir une vision quantitative des écarts. Par la suite les résultats sont présentés en écarts par rapport au témoin.

Sur la base de cette vue d'ensemble, les scénarios sont analysés séparément entre Zalea et Halea afin d'étudier l'incertitude des mesures effectuée pour chaque couche de sol et celle sur l'enracinement. Enfin la dernière partie de l'analyse des résultats présente les variations sur la RU totale.

4.4.2.1 Comparaison des scénarios sur le rendement et le cumul d'évapotranspiration final

Sur l'ensemble des simulations, il apparaît que l'incertitude sur les humidités à la capacité au champ et au point de flétrissement sont sources de biais (scénario Halea, Tableau 15). Les moyennes finales obtenues sur la masec et l'évapotranspiration cumulée sur les 200 itérations ont un biais moyen pour tous les sols de -0.6 t ha^{-1} pour le tournesol et de -1 t ha^{-1} pour le blé et sur l'évapotranspiration ces valeurs s'élèvent à -8 mm pour le tournesol et à -15 mm pour le blé. Le biais en sortie de modèle engendré par l'incertitude sur l'enracinement maximum (scénario Zalea) reste faible : -0.4 t ha^{-1} pour le tournesol et -0.2 t ha^{-1} pour la biomasse finale du blé. En terme d'évapotranspiration, le biais moyen est de -1 mm pour le tournesol à -7 mm pour le blé. Sur le scénario RUalea les incertitudes s'accroissent légèrement et le biais s'élève à -1 t ha^{-1} pour le tournesol et de -1.2 t ha^{-1} pour le blé et de -10 et -22 mm respectivement pour le tournesol et le blé. De manière générale, le biais induit est négatif et conduit à une perte de rendement et une sous-estimation des pertes d'eau par évapotranspiration. En moyenne, l'incertitude sur les bornes de l'humidité est source de biais alors que celle sur la profondeur racinaire cause principalement une dispersion centrée sur la moyenne.

A noter qu'une part de ce biais peut être liée à la méthodologie qui attribue un coefficient de variation équivalent entre les bornes d'humidité à la capacité au champ et au point de flétrissement ce qui engendre une variabilité en valeur absolue différente. Toutefois, ce choix méthodologique n'est pas nécessairement éloigné de la réalité où l'incertitude absolue pourrait dépendre de la valeur de la mesure. La manière de calculer les humidités caractéristiques de la RU, ni le nombre d'itérations n'est en cause puisque la moyenne des différences à la valeur de référence exprimée en humidité volumique, que ce soit pour la HCC, l'HPF ou la couche de sol tend vers 0 sur les 200 itérations.

Tableau 15 : Moyennes et écart-types des différents scénarios simulés pour établir l'impact de l'incertitude de la mesure sur les sorties de modèles sur les 15 profils de sol de la campagne de mesures spatialisée sur le bassin versant du Montoussé. Les sorties sont données également pour les simulations du tournesol de 2014 et le blé de 2014/2015.

culture	point	RU mm	biomasse aérienne finale				cumul évapotranspiration			
			témoin	RUalea	Zalea	Halea	témoin	RUalea	Zalea	Halea
			$t\ ha^{-1}$	$t\ ha^{-1}$	$t\ ha^{-1}$	$t\ ha^{-1}$	mm	mm	mm	mm
tourne sol	1-BV	140	8.4	7±1	8.1±1.5	7.17±0.22	365	352±10	368±17	350±3
tourne sol	2-BV	124	8.7	7.6±1.2	8.3±1.6	7.89±0.23	367	360±12	369±18	358±5
tourne sol	3-BV	128	8.8	7.2±1.2	8.2±1.6	7.83±0.2	385	364±13	383±15	368±6
tourne sol	4-BV	43	4.8	4.1±1.3	4.2±1.2	4.62±0.2	340	326±16	328±15	336±4
tourne sol	5-BV	157	9.3	9.3±1.5	9.2±1.5	9.39±0.14	383	387±19	386±19	384±3
tourne sol	6-BV	142	8.3	6.6±0.8	8±1.4	6.75±0.19	368	354±9	371±17	353±5
tourne sol	7-BV	85	6.9	6±1.2	6.5±1.6	6.69±0.19	360	350±14	354±17	358±5
tourne sol	8-BV	117	8.1	7.2±1.1	7.7±1.4	7.53±0.22	363	357±12	364±15	357±3
tourne sol	9-BV	151	9.1	8±1.6	8.6±1.9	8.47±0.17	379	366±17	378±22	366±4
tourne sol	10-BV	164	9.8	8.8±1.5	9.5±1.8	8.95±0.18	382	369±15	383±21	365±3
tourne sol	11-BV	107	7.2	6±1.4	6.8±1.8	6.9±0.09	359	345±17	353±20	355±2
tourne sol	12-BV	210	10.7	9.4±1.7	10.1±1.9	9.69±0.18	401	388±20	402±20	387±5
tourne sol	13-BV	222	10.7	9.6±1.6	10±1.6	10.09±0.14	395	382±18	390±19	383±2
tourne sol	14-BV	212	8.9	8.7±0.7	8.6±0.8	8.88±0	344	344±5	343±4	344±0
tourne sol	15-BV	83	6.8	6.2±1	6.2±0.9	6.76±0.2	344	341±9	341±8	344±2
blé	1-BV	140	10.0	9±1.1	10.1±1.6	8.8±0.2	308	288±28	311±42	290±3
blé	2-BV	124	10.5	9.7±1.4	10.3±1.7	9.6±0.3	316	302±35	316±42	300±4
blé	3-BV	128	7.6	6.4±0.8	8.5±2.7	6.3±0.2	320	294±19	319±41	301±3
blé	4-BV	43	7.3	7±1.3	6.9±1.4	7.3±0.2	225	222±12	222±12	225±2
blé	5-BV	157	11.6	10.7±2.7	10.7±2.8	11.4±0.5	358	347±38	348±38	356±6
blé	6-BV	142	8.0	6±0.7	8.6±2.6	5.9±0.3	320	289±15	321±37	293±4
blé	7-BV	85	5.5	5.4±0.4	6.1±1	5.2±0.2	286	270±17	282±26	274±9
blé	8-BV	117	7.2	7±1.7	8.1±2.3	6.4±0.3	304	297±25	309±34	296±4
blé	9-BV	151	9.6	8.1±1.9	9.9±2.9	7.4±0.3	335	312±30	335±44	313±3
blé	10-BV	164	11.9	9.4±2.5	11±3.1	8.8±0.6	356	322±36	345±46	320±5
blé	11-BV	107	8.8	7.9±0.3	9±1.3	8.2±0.2	289	265±23	282±37	280±6
blé	12-BV	210	13.2	10.6±2.7	11.5±2.9	11.6±0.4	381	345±39	358±43	357±6
blé	13-BV	222	13.1	11.9±1.6	12.2±1.6	12.9±0.1	380	346±42	353±43	374±3
blé	14-BV	212	15.8	12.4±3.6	13.3±3.7	14.5±0.3	411	365±48	378±51	390±5
blé	15-BV	83	7.5	7.8±0.8	7.7±0.8	7.5±0.2	260	260±20	260±19	260±4

4.4.2.2 Impact de l'incertitude liée à la profondeur maximale d'enracinement (Zalea)

En regardant les simulations du scénario Zalea, il est possible de voir l'impact de l'incertitude de l'enracinement sur la biomasse finale (masec) et l'évapotranspiration (cet) avec les écarts relatifs des entrées (enracinement) par rapports aux sorties observées (Figure 84). Sur tournesol et pour l'année 2014, l'impact de cette incertitude sur la biomasse simulée et sur le bilan d'eau est présente mais relativement faible comparativement au blé. Par ailleurs, avec 40% de différence

d'enracinement, la biomasse finale ne varie que de 20% au maximum et ce pour la grande majorité des sols. Cette différence est encore plus faible pour l'évapotranspiration qui cette fois varie à moins de 10% d'eau évapotranspirée par rapport au témoin pour une différence de 40% d'enracinement. Le biais parfois observé sur les moyennes calculées entre itérations et scénario témoin peut avoir pour origine la non-linéarité de la sensibilité du modèle pour certains sols profonds.

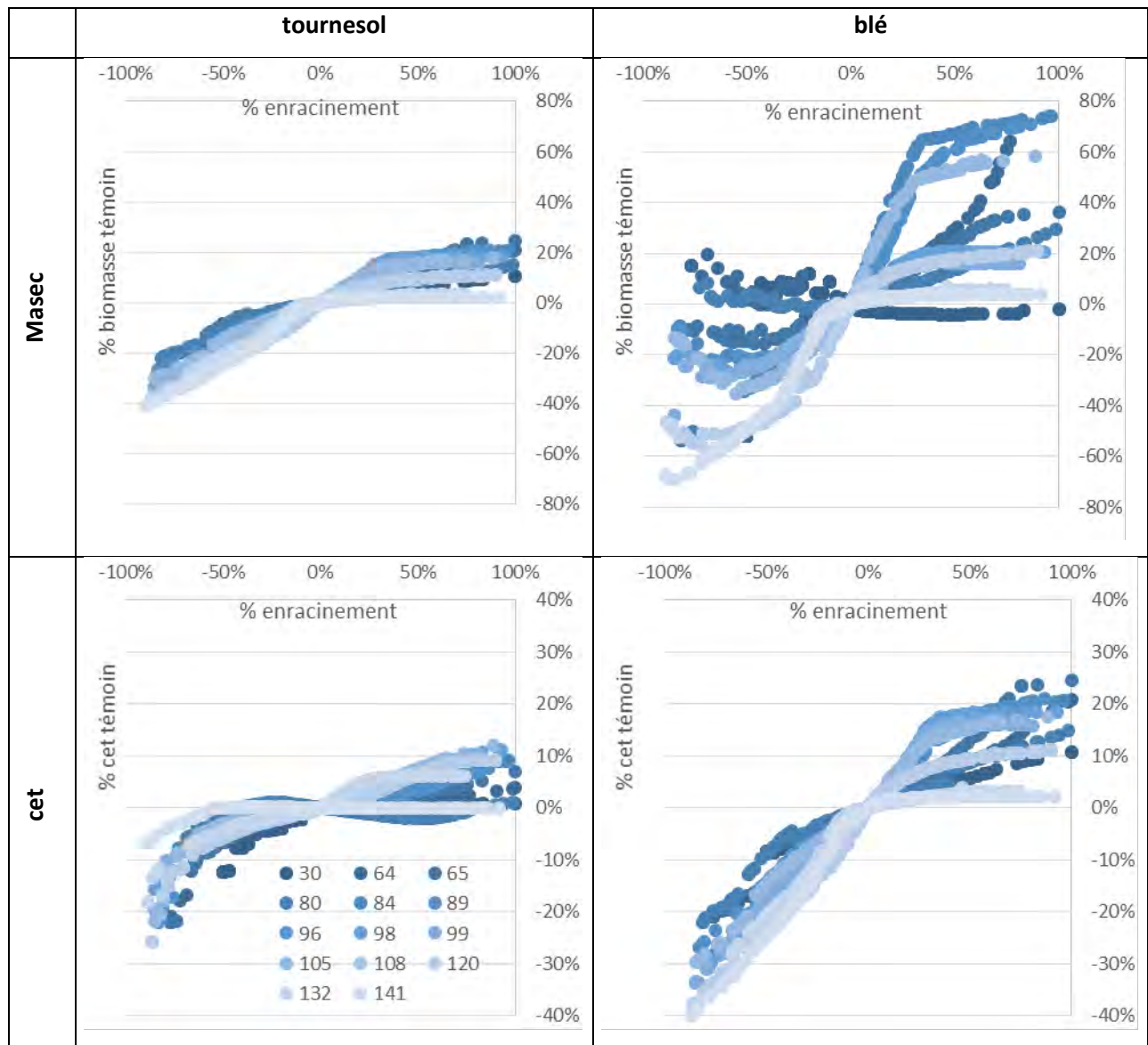


Figure 84 : Effet de l'incertitude de l'enracinement sur la biomasse aérienne finale (masec) et sur le cumul d'évapotranspiration (cet) depuis le semis à la récolte pour les 15 points du bassin versant. Les valeurs représentées sont les différences relatives à la mesure initiale par rapport à un écart relatif d'enracinement. Chaque courbe correspond à un type de sol dont la valeur d'enracinement maximale mesurée est présentée dans la légende (cm).

Sur blé, le modèle simule des contrastes beaucoup plus marqués et des réponses hétérogènes entre sols. Ce contraste entre sols ne dépend pas que de la profondeur d'enracinement du témoin mais aussi des humidités caractéristiques : en effet, en prenant le point 4-BV qui

correspond à une lentille sableuse et qui possède une RU de 43 mm, cette profondeur maximale d'enracinement est peu sensible. De même, une diminution de la profondeur maximale racinaire n'entraîne pas nécessairement une diminution de la biomasse finale aérienne : le modèle surestime la biomasse aérienne pour le point 11-BV par rapport au témoin dès lors que l'incertitude sur l'enracinement s'éloigne beaucoup de la valeur témoin. L'évapotranspiration est cependant moins variable entre types de sol, et une diminution ou une augmentation de l'enracinement se traduit proportionnellement par une diminution ou une augmentation de l'évapotranspiration. Pour les sols profonds, il y a en revanche un effet seuil : à partir d'une certaine augmentation d'enracinement maximal, le modèle perd un peu en sensibilité. Ce seuil étant proche des 40% d'écart à l'enracinement du témoin, il est probable qu'il affecte peu la moyenne calculée dans le Tableau 15.

Autre point, la différence observée entre blé/tournesol ne correspond pas nécessairement à une différence de réponse liée à la culture elle-même mais aussi à des années climatiques différentes et au précédent cultural. L'année 2014 ayant été une année pluvieuse, la sensibilité moindre du tournesol est certainement due à la différence de stress entre les deux années climatiques.

4.4.2.3 Le poids des incertitudes dans la biomasse et le cumul d'évapotranspiration (Halea)

Pour simplifier la lecture des résultats, deux sols contrastés sont choisis pour montrer les relations entre source d'incertitude et sorties de modèles : le sol 13-BV qui est un sol profond (enracinement maximum 148 cm) et le point 4-BV, représentatif des sols superficiels, qui a une profondeur de sol de 30 cm. Les résultats sont présentés dans la Figure 85. Les régressions permettent de décrire efficacement les sources de variation avec en moyenne seulement 5% d'écart qui n'est pas expliqué (RMSE).

Le premier constat qui peut être tiré de la Figure 85, est que l'incertitude sur la capacité au champ est la source d'erreur la plus importante comparativement à chaque variable de chaque couche de sol prise séparément, tant pour la biomasse que pour le cumul d'évapotranspiration. Le poids des différents facteurs explicatifs est très proche entre la biomasse finale et l'évapotranspiration pour un même sol. La sensibilité des bornes HCC/HMINF est différente.

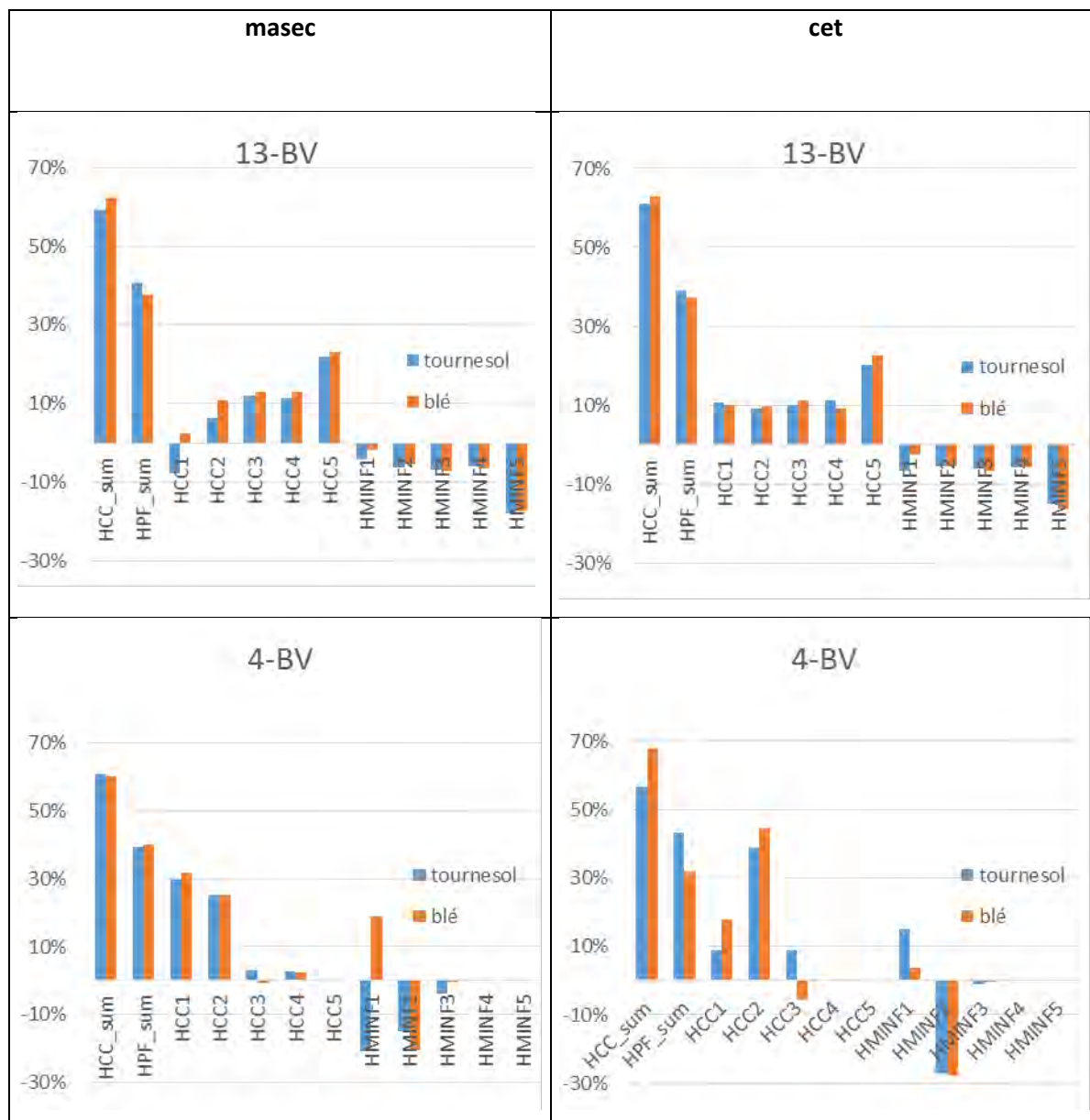


Figure 85 : Poids de l'incertitude de chaque variable, humidité à la capacité au champ (HCC) et au point de flétrissement (HMINF) des 5 couches de sols du modèle STICS calculés sur la base des coefficients beta de régressions linéaires sur les écarts aux scénarios témoins. Les pourcentages peuvent être négatifs pour les coefficients corrélés négativement. En revanche, HCC_sum et HPF_sum sont la somme des poids absolus des propriétés de sol de toutes les couches HCC et HMINF, donc positifs.

La corrélation HCC et écart au témoin est en moyenne positive ce qui indique plus de biomasse et d'ETR lorsque cette variable augmente, et négative entre le point de flétrissement permanent et l'écart au témoin, ce qui indique plus de biomasse et d'ETR lorsque ce critère diminue. Pour le sol plus superficiel, les couches de sol de surface ont un poids plus important et pour le sol profond, ce poids est plus sensible en profondeur. L'incertitude sur la couche n°3 a également un faible impact sur les simulations alors que la profondeur maximale d'enracinement est de 30 cm. Pour le point 13-BV les couches de sol ont un poids relativement équilibré sauf pour la 1 pour

laquelle une HCC élevée se traduit par une perte de rendement pour le tournesol. En effet une HCC surestimée va conduire à surestimer le développement en densité racinaire en surface dès le début de développement de la culture et donc sous-estimer la contribution des couches profondes. Dans STICS, la répartition de la production de nouvelles racines produites à la journée étant répartie au prorata de la densité déjà présente. La culture sera plus sensible au stress hydrique si son prélèvement en eau est plus superficiel ce qui se traduit alors par une perte de rendement. Le blé étant une culture d'hiver, période peu limitante en eau, le développement racinaire n'est que peu touché par la surestimation d'une HCC. La couche de sol 5 contribue de manière importante à l'erreur de simulation ce qui met en évidence que les couches profondes de sol jouent sur l'alimentation hydrique de la plante de manière non-négligeable (en tout cas pour le modèle).

Ces résultats montrent que les propriétés hydriques des couches de sol ont un poids non négligeable sur les simulations. Ici les incertitudes calculées sont relativement faibles, de l'ordre de 2%, toutefois si celle-ci s'avèrent plus importantes cela peut être une source d'erreur importante dans les simulations. Le poids des incertitudes de la réserve utile dans le modèle STICS La caractérisation de l'effet de l'enracinement et des propriétés de rétention en eau sur le masec et le cet peut être représentée par la relation entre les scénarios RUalea et Zalea. La relation linéaire entre les résultats de simulation représentés par les différences entre scénario et témoin caractérise l'effet de l'enracinement et la dispersion, ou le changement de linéarité, l'effet des propriétés de sol par tranche de sol. En effet, dans la représentation graphique chaque point correspond à la même erreur générée sur l'enracinement, le seul facteur différenciant entre les scénarios étant l'incertitude sur l'HCC et l'HPF des scénarios Halea. Ces relations sont présentées Figure 86.

Un premier constat est que l'impact de l'incertitude sur les propriétés de sol par couches de sol (Halea) dépend avant tout de l'incertitude sur l'enracinement. Cette relation est dépendante de l'écart intrinsèque à la simulation témoin à l'incertitude sur l'enracinement. On dénote également que l'effet de la culture/année climatique est particulièrement important sur les relations incertitude par couche de sol et incertitude sur l'enracinement. Pour le tournesol et les deux variables, cet et masec, l'incertitude de l'enracinement est prédominante si la réserve utile ne s'avère pas limitante. Dans le cas contraire l'incertitude sur les propriétés de rétention en eau des couches de sol s'exprime par une différence importante de la réponse du modèle selon les deux scénarios RUalea et Zalea. Sur la figure, cela se traduit par une dispersion des points importante visible en dessus de -10% d'écart au témoin pour le masec et de -6% pour le cet. L'effet de l'incertitude sur les propriétés hydriques du sol ne se limite pas à un phénomène de dispersion des points mais par une perte de linéarité des différences entre les scénarios Zalea et RUalea pour les faibles écarts au scénario témoin.

Sur blé et sur l'ensemble des points, la tendance est proche mais avec un poids de l'incertitude sur les propriétés de sol sensible, même pour des écarts de simulation dues à l'enracinement importants. Cette différence peut s'expliquer par la différence entre culture d'hiver et culture de printemps : dans le cas du tournesol, la prospection racinaire à un poids particulièrement important compte tenu qu'une partie du cycle plus importante est potentiellement soumise au stress hydrique. La cause étant due à un enracinement qui n'a pas atteint son climax. Par type de sol, la réponse à ces deux incertitudes est cependant très variable et peut se traduire par une perte de linéarité entre les scénarios comme par une dispersion. Cette réponse dépend d'interactions complexes entre le développement de végétation, les variations de nutriments accessibles mais aussi les variations climatiques.

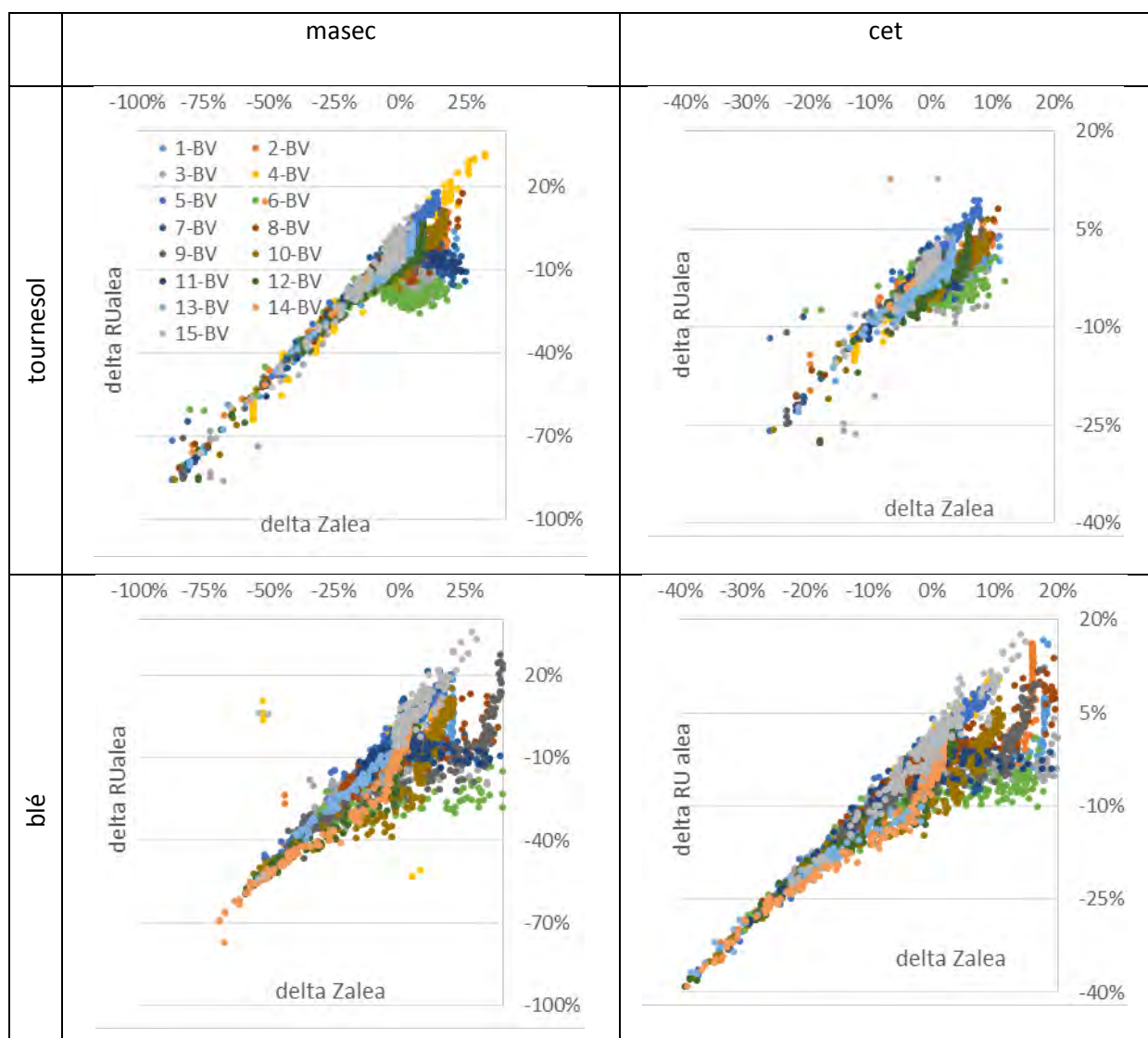


Figure 86 : Comparaison par scatter-plot des écarts au témoin des scénarios RUalea et Zalea pour les simulations du tournesol et du blé. Les valeurs sont exprimées en pourcentage de différence au témoin sans incertitude aléatoire. Chaque type de sol est représenté par un code couleur.

4.4.2.4 La réserve utile et l'incertitude finale des simulations

De manière générale, 95% des simulations sont situées entre 0 et -25% d'écart de rendement pour le tournesol et 0 et -50% pour blé (Figure 87). Les écarts de simulation sur le bilan d'eau sont en revanche moins importants que sur l'estimation de la biomasse par le modèle avec la majorité des simulations qui donnent des écarts entre 0 et -10% pour le tournesol et +10 et -20% pour le blé.

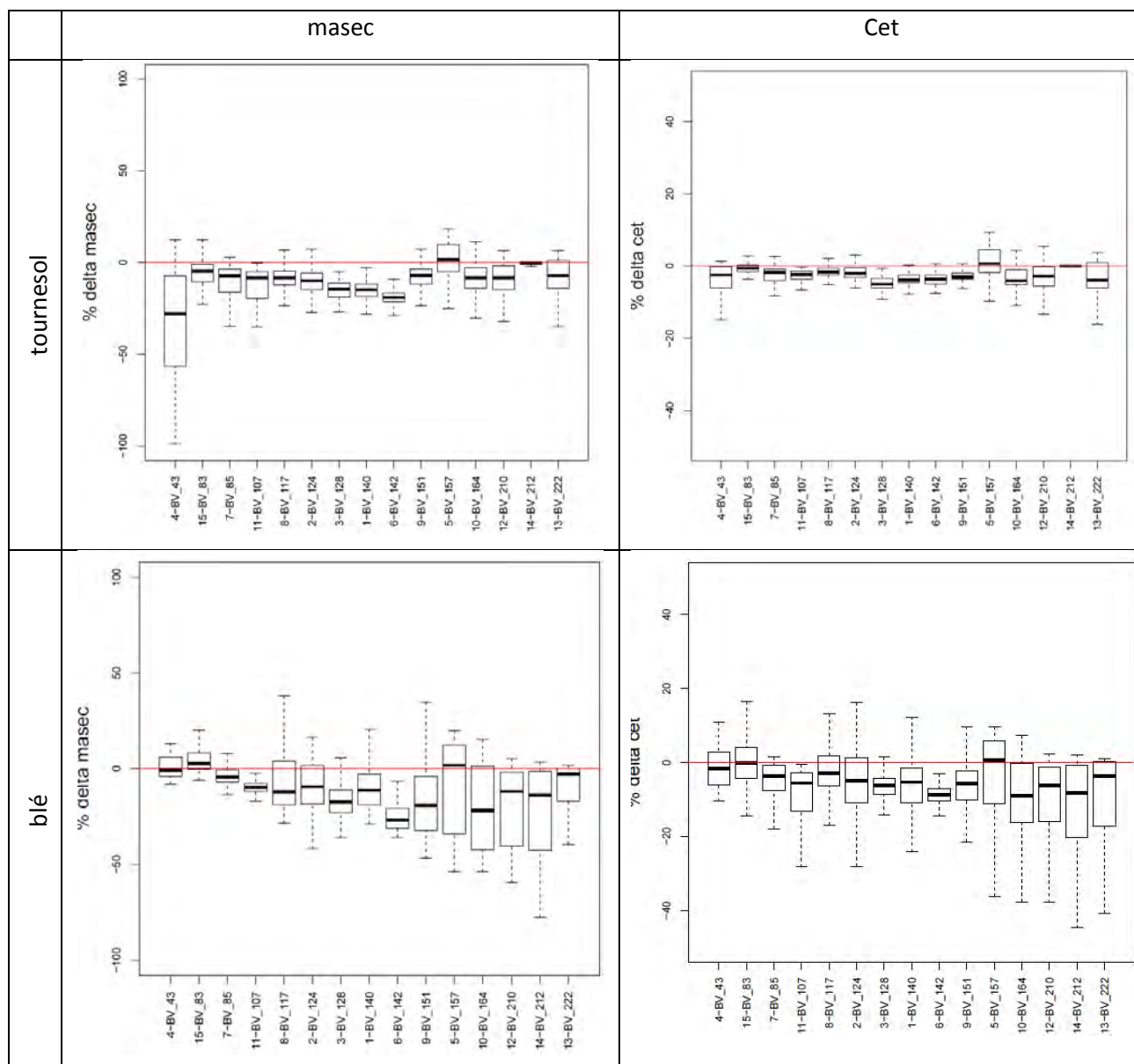


Figure 87 : Boxplots des écarts entre scénario RUalea et scénario témoin pour les variables simulées masec et cet à la récolte et pour chaque type de sol et chaque culture (blé et tournesol). Les boxplots sont triés par taille de réserve utile, de la plus faible à gauche aux plus importantes à droite. Les « moustaches » représentent aux deux extrémités 95% des scénarios et exclut les 2.5% des deux extrêmes ; les deux bords de la boîte correspondent aux centiles 25 et 75 autour de la médiane représentée par le trait foncé horizontal.

L'incertitude se traduit souvent par un biais sur les sorties de simulation et ce quelle que soit la nature du sol. Ce biais est dû à l'interaction entre l'incertitude sur l'enracinement maximum de la

culture et celle due à la mesure ou à la représentativité des propriétés de sol par tranche (Figure 85). Pour un cycle cultural plus long (blé), la réponse du modèle à cette incertitude est plus confuse. Pour les RU plus importantes, à partir de 157 mm cette variabilité s'accroît de manière visible sur le blé, le tournesol et pour les deux variables. Dans le cas d'un sol très superficiel (4-BV) cette incertitude peut conduire à une incertitude élevée sur les sorties voire à l'absence de développement simulé (Cf. cas du tournesol Figure 87, -100%).

4.4.3 Conclusion

Dans ce travail, le lien entre la manière de décrire la réserve utile (protocole de mesure) et l'écart à la réalité sur l'estimation des rendements et du bilan hydrique ne sont pas directement abordés. Seule la question de l'incertitude du protocole de mesure de la capacité au champ et du point de flétrissement est ici présentée et discutée tout au long de cette thèse.

Ce travail a pu mettre en évidence que l'incertitude sur l'estimation de la profondeur maximale racinaire est très sensible dans le modèle. Son interaction avec l'incertitude de la capacité au champ et du point de flétrissement a introduit une incertitude plus importante encore dans les sorties de modèle. Au final, les écarts moyens sont biaisés par rapport à la simulation témoin montrant qu'une erreur peut introduire également un biais en sortie de modèle.

Une part de ces résultats est tout de même potentiellement prédéterminée par les hypothèses méthodologiques sous-jacentes, notamment par une incertitude exprimée en pourcentage de la valeur de référence, ou encore le formalisme de « macroporosité+fente de retraits » qui a été activé. Toutefois ces hypothèses correspondent au mieux à la réalité des simulations effectuées au cours de cette thèse et des connaissances actuelles sur ces incertitudes.

Ce travail met en exergue la nécessité de prendre des précautions sur l'interprétation de la mesure et sur son utilisation dans le modèle. Il est possible que l'incertitude de la mesure de la RU introduise dans le modèle une erreur qui soit plus importante que celle d'une estimation par des méthodes statistiques ou par d'autres modèles plus robustes. La question de la détermination de la part d'incertitude de la mesure reste ouverte : liée à la méthode elle-même ; liée à l'échelle de la mesure qui est différente de celle du modèle ; ou encore liée à l'hypothèse que la variable puisse être représentée comme une constante. En effet, dans cette dernière hypothèse, la variabilité autour de la mesure doit pouvoir être représentée par une valeur moyenne répondant par une loi normale pour que le modèle statistique puisse la simuler. Dans le cas contraire, la mesure ne correspond pas réellement aux paramètres d'entrée et correspond à un optimum mathématique représentant la zone simulée.

Par ailleurs, il faut garder à l'esprit que l'estimation par la mesure de la profondeur maximale d'enracinement ne correspond pas dans la réalité à une seule valeur (variabilité spatiale), ni exactement à la profondeur maximale d'enracinement. L'incertitude en sortie de modèle peut être liée à ces postulats simplificateurs ainsi qu'au formalisme qui ne considère le prélèvement que sur une profondeur déterminée par l'enracinement. En perspective de ce travail et afin de compléter cette étude, il serait donc nécessaire d'établir l'impact de ces hypothèses.

Cependant, et *a priori*, une majorité de variables liées aux propriétés de sol répondent bien à une loi normale (Brejda et al., 2000) même s'il faudrait s'assurer que l'enracinement suit bien cette distribution pour l'échelle étudiée. Sans possibilité de vérifier cette hypothèse, il est probable que la mesure ait bien une incertitude élevée mais qu'à l'échelle de travail de la spatialisation du modèle STICS (zones de 8 x 8 m), les profondeurs d'enracinement suivent bien cette distribution normale, puisque l'échelle néglige l'effet des rangs/interrangs qui peuvent être sources d'hétérogénéité spatiale des racines. La méthode de spatialisation de la réserve utile et donc des entrées du modèle, doit être suffisamment robuste pour s'affranchir de cette incertitude et ne reproduire que la distribution moyenne des profondeurs d'enracinement.

Chapitre V : Spatialisation des entrées du modèle STICS par la méthode de modélisation statistique des covariances

5 Spatialisation des entrées du modèle STICS par la méthode de modélisation statistique.

Deux méthodes étaient envisageables pour la spatialisation des entrées du modèles STICS : (1) l'inversion du modèle d'après le LAI estimé par satellite ou (2) la production de cartes de propriétés de sol par méthodes statistiques (méthodes dérivées de SCORPAN). Dans le premier cas, il est nécessaire d'avoir des situations impactées par le stress hydrique pour que la méthode soit applicable (Varella, 2009); d'autre part, l'inversion de modèle basée sur un seul indicateur, estimé lui-même par interprétation physique de propriétés spectrales, conduit à résoudre un problème équifinal et ne permet donc pas de déterminer des solutions univoques. Or en 2013/2014, pendant la culture du blé, le déficit hydrique est faible sur les premiers stades et seul le blé du bassin versant de l'année 2014/2015 a potentiellement subi un stress hydrique prolongé. Pour ce cycle 2014-2015, le développement du blé a été probablement perturbé par des foyers de contamination fongique (rouille) et il faut s'assurer que les anomalies observées sur les critères biophysiques mesurés en fin de cycle cultural ne soient pas mal interprétés et attribués abusivement à la RU.

La seconde approche consiste à établir les cartes des variables d'entrée spatialisées sur la base de relation statistiques entre des variables acquises localement et d'autres avec une forte répétitivité spatiale. L'ampleur des erreurs pouvant découler de cette méthode est principalement tributaire du choix des variables explicatives et de la qualité de la base de données de calibration en matière de représentativité et de quantité des données.

C'est cette deuxième approche qui a été retenue pour produire les cartes de réserve utile et d'autres propriétés de sol. Les variables potentiellement explicatives et spatialement exhaustives ont guidé l'échantillonnage spatial de la campagne spatialisée de 2015 qui a été réalisé selon la méthodologie de l'hypercube latin. Il ne restait donc qu'à valider le choix des variables explicatives (variables spatialement exhaustives utilisées en entrée de l'hypercube latin) et à évaluer la qualité descriptive des modèles (bootstrap/cross-validation) sur des jeux de données indépendants.

Dans ce chapitre est présentée la méthode qui a servi à générer les entrées du modèle STICS et donc permis sa spatialisation. Une première phase de ce travail à consister à valider la méthode de calibration/validation en estimant le nombre de mesures nécessaire pour créer un modèle statistique (régression linéaire multiple) entre la variable à spatialiser et les facteurs covariants et spatialement accessibles. Ensuite, les résultats de ces régressions linéaires sont analysés au regard de la méthode de calage, des performances de régression mais aussi des variables retenues pour créer les modèles de régression. Enfin, les avantages et limites méthodologiques de la spatialisation des variables avec un petit jeu de données (15 points de mesure) sont discutés dans la dernière partie.

5.1 Towards a spatialization of soil forcing variables for modeling crop growth or mapping perspective at fine scale: a method for small data case

En préparation pour European Journal of Agronomy

*Enguerrand Burel*¹, Vincent Bustillo¹, Rémy Fieuzal¹, Sébastien Verrier¹, Sylvain Ferrant¹, Julie Betbeder², Nathalie Jarosz-Pellé¹*

¹ CESBIO UMR 5126 UPS/CNRS/CNES/IRD

² CIRAD Montpellier

Keywords: Sampling strategy, watershed, soil water holding capacity, crop model, remote sensing, spatialization, phenology, wheat, sunflower, LHS, LAI, soil properties

Cultivated areas are heterogeneous surfaces with fast dynamics for land cover. These heterogeneities come from both (i) the territorial division in farms with -more or less diverse - cropping systems (Burel et al., 2010; Thenail et al., 2009), (ii) local topography (Ladoni et al., 2015; van Bussel et al., 2015), soil properties and hydrological settings (Lipiec et al., 2003; Lipiec and Hatano, 2003; van Bussel et al., 2015). The fast dynamics of cultivated areas consist in annual growing season of winter or spring crop in temperate areas, or multiple growing seasons in tropical areas.

Between crop growing season, most agricultural rotation systems lead to bare ground periods that promote erosion and soil nitrate excess leaching into groundwater and water bodies (Di and Cameron, 2002) but also surface soil properties changes (Cerdan et al., 2002; Fredlund et al., 2010; Lado and Ben-Hur, 2004). In developed countries, environmental policies such as the European Water Framework Directive (WFD) intend to make states restoring the good water status, especially concerning the diffuse pollution from agricultural activities (Lescot et al., 2013). To do so, best management practices have been elaborated (Justes et al., 2012), evaluated by means of field monitoring but also by means of agro-hydrological modelling tool (Ferrant et al., 2013; Hesse et al., 2008; Volk et al., 2009) and sometimes became mandatory. For instance, catch crops which consist in sowing a cover during inter-crop bare ground periods, have been considered enough efficient on soil conservation and nitrate leaching reduction for being set up in many vulnerable areas in France (Justes et al., 2012). To understand and quantify the benefit of management practices, field experiments and crop model developments were performed to study the cascade of biogeochemical and hydrological processes modification by implementing catch crops in the crop succession (INRA, 2012; Justes et al., 1999). Crop models such as STICS (Brisson et al., 1998) are especially adequate to represent the temporal dynamic of crop growth processes as a function of climatic variables, soil

water and nitrogen uptake at the crop field level, i.e. for a soil type, climate and crop practices (sowing, fertilization, irrigation, harvest). However, these models require collecting a lot of data: climate data, soil properties and field measurements for initializing model.

Nowadays, new systematic satellite observations (Sentinel-1 and Sentinel-2) enable to monitor continental surfaces and to assess the cultivated areas characteristics. Their high frequency of revisit (5-10 days) and the high spatial resolution (10-20 m) allow monitoring crop growth through biophysical parameters retrieval such as vegetation indices activity (Huete et al., 2014) translated into Leaf Area Index and biomass (Baret et al., 2010; Claverie et al., 2012) using dedicated processing tool chains. Aircraft, UAV (Unmanned Aerial Vehicules) and spatial platforms provide useful tools to monitor crop dynamics and these observations are used in precision agriculture to modulate crop operations and input doses (water, fertilizers, seeds, crop protection products) as a function of local soil-crop context and crop requirements (Robert, 2002). It contributes to optimizing fertilizer use, i.e., the economic performance and as a consequence minimizing nitrogen loss into water bodies. Precision agriculture is then identified as a modality among a set of “environmentally friendly” practices that can be part of water management strategy in agricultural areas (Bongiovanni and Lowenberg-Deboer, 2004). The growing acquisition frequency of free high resolution images from the Sentinel 1&2 missions, part of the operational Copernicus program, is considered to be a main breakthrough in spatial monitoring of crop cover. It provides, for instance, the possibility to explore the temporal dynamics of water and nutrient fluxes linked to the observed spatial crop growth dynamics using agro-hydrological models in agricultural watershed by inversion method (Ferrant et al., 2014).

The spatio-temporal heterogeneities of crop bio-physical parameters retrieved from satellite at high resolution, are the expression of the diversity of soil-crop conditions depending on 1- the physical soil properties (water holding capacity, root zone depth and humidity, texture), 2-the soil chemical fertility associated to chemical properties (bioavailable phosphorus, nitrogen and carbon contents), 3- the topography (slope and aspect/orientation, hydrology), 4- local hydro-climatic conditions (saturated areas, global radiation and surface temperature), 5- agricultural practices (fertilization, sowing date, irrigation, plant protection agent).

Previous studies used an agro-hydrological or crop models and a set of Leaf Area Index (LAI) time series to reconstitute LAI dynamics in order to infer soil depth and retention porosity that define the soil water holding capacity (Ferrant et al., 2016; Varella, 2009). These inversion methods were also used to address the variability of soils. Nevertheless, many new questions arise from this numerical experiment: most covariates that are impacting the crop growth are not taken into

account in this study, such as the slope and orientation impact on global radiation, the nitrogen or phosphorus stress, and the possible variations of bulk densities and cracks with soil moisture change in swelling clay (smectite clay).

Indeed, it is widely recognized that covariations exist between terrain, soil and vegetation: soil parameters often vary with slope, solar energy and cumulative temperature with slope and orientation (Taylor et al., 2013). Correlation between physical, soil and vegetation variables were previously explored for hydrological studies using pedo-transfer functions (Laurent and Rossignol, 2003; Levi et al., 2015; McKenzie and Ryan, 1999). These studies have demonstrated the possibility of using such method for the diagnosis or soil mapping and could overcome, complement or replace model inversion to spatialize forcing dataset for modelling.

In this study, we aim at (1) developing a field sampling strategy to monitor soil and crop variables dynamics and (2) testing their spatio-temporal correlations with covariates derived from remote-sensing (RS) time series, topography and geophysical measurements and (3) predicting the soil-crop variables measured locally using spatial variables derived from DEM (Digital Elevation Models) and remote sensing. The purpose is to better estimate the soil-crop status and better predict the forcing variables used in models to infer crop growth stressors, but also water and nutrient uptake at catchment scales. The work was divided in four stages: (i) acquisition of a spatial dataset, (ii) sampling of relevant variables on 15 points selected using Latin Hypercube sampling and (iii) calibration of statistical models and (iv) computation of soil mapping properties for modeling purposes. The statistical models were evaluated according to the choice of explanatory covariates and calibration methods. This method is discussed in the context of providing mapping of relevant variables for direct diagnosis or spatialized model inputs for scenario and impact studies.

5.1.1 Materials and methods

5.1.1.1 Site characteristics

The experimental site is located in a hilly agricultural subwatershed called Montoussé (Figure 88) about 40 km West of Toulouse (43°33'05" N, 1°05'13" E) near the flux tower site Auradé in France (Béziat et al., 2009). The subwatershed covers about 25 ha, composed of 3 distinct fields managed uniformly, mainly based on a winter wheat-sunflower-rapeseed crop rotation. Mean annual precipitation over the 1981– 2010 period is 638 mm and daily average temperature ranges from 9.1 °C and 18.5°C. Soils are mainly calcaric cambisols with a predominance of Rendzic leptosol at the top of hills and colluvisols at the bottom. Sand lenses cover 5-10% of the area and result mainly from the deposition of eroded materials in paleochannels, but also from soil ablation that enables outcropping of tertiary molasse (sandstone) composed of 20% carbonate. The soils are

composed on soil profile of 12-44% clay, 8-64% sand and 24-49% silt (Tableau 16). At the catchment scale, the hillslope varies from 0.1 to 31%, with a strong E/W asymmetry associated probably to solifluction occurring in recent glacial period. Sharp slopes promote surface runoff, particularly when soils are not protected by vegetation cover. The drainage network of water subwatershed is mainly orientated NW-SE, leading to contrasted incident solar radiation ($\pm 30\%$) depending on the terrain's slope and exposure.

Winter wheat was sown from 27 to 30 October 2014 and was harvested from 23 to 24 June 2015. The field have been cultivated for 40 years and is not irrigated. Measurements were done at plot scale every two weeks and at subwatershed scale during 3 campaigns on 15 April, 15 May and just before wheat harvest on June 23rd 2015.

Tableau 16: The 15 sampling points and their characteristics. Z is the altitude, Rg (relative daily mean from min and max on dataset subwatershed) is the incident global radiation varying spatially as a function of the slope and the exposure, GeoP is electrical conductivity established after sunflower harvesting on bare soil, LAX is the maximum LAI obtained by fitting imagery-based LAI time-series for sunflower (year 2006), PI stands for precocity index (standardized index 0-1 obtained by ranging the time of occurrence of maximum LAI increase during growth stage) established for sunflower in 2006, TSI stands for Topographic soil index and flowac is a flow accumulation index. For local properties, Clay% is average clay content over soil depth, Zrac is the maximum root depth (cm), WHC is water holding capacity (mm) and P, C, N are respective stocks of phosphorus, carbon and nitrogen.

SP	Coordinates	Covariates								local properties					
		Z m	Rg	GeoP μS	LAX m^2/m^2	PI 0-1	TSI	slope %	flowac	Clay% %	WHC mm	P t/ha	C t/ha	N t/ha	Zrac cm
1	43°33'06.8"N 1°05'15.1"E	231	0.24	28.0	1.3	0.25	6.2	14	10	41	149	0.19	76	14	98
2	43°32'55.7"N 1°05'17.9"E	230	0.79	26.0	3.0	0.18	5.3	18	27	42	131	0.06	88	14	99
3	43°33'01.1"N 1°05'13.1"E	223	0.69	24.8	2.4	0.39	4.5	19	15	44	137	0.04	80	14	84
4	43°32'52.9"N 1°05'21.6"E	241	0.51	29.9	2.7	0.10	6.0	15	6	12	44	0.07	41	5	30
5	43°33'04.9"N 1°05'22.9"E	220	0.28	28.6	3.1	0.25	7.8	10	13	42	170	0.14	77	17	120
6	43°32'55.0"N 1°05'23.6"E	236	0.46	34.8	1.9	0.43	7.0	5	48	42	151	0.08	89	15	105
7	43°33'03.2"N 1°05'16.2"E	238	0.43	24.8	2.7	0.89	6.4	9	17	37	90	0.13	74	13	64
8	43°33'02.2"N 1°05'20.2"E	236	0.58	27.4	2.4	0.73	5.1	12	25	42	124	0.06	59	14	89
9	43°33'01.8"N 1°05'24.5"E	226	0.82	29.1	2.9	0.44	5.0	19	23	37	158	0.08	91	15	96
10	43°33'00.7"N 1°05'22.7"E	234	0.52	22.4	2.2	0.54	5.8	9	26	31	169	0.05	76	13	108
11	43°32'51.3"N 1°05'17.3"E	243	0.62	32.1	0.6	0.02	6.3	16	20	32	111	0.13	65	10	65
12	43°33'00.1"N 1°05'18.8"E	233	0.72	19.3	2.8	0.33	5.9	17	15	37	221	0.05	138	22	132
13	43°32'58.7"N 1°05'13.2"E	221	0.35	25.3	3.2	0.61	6.8	19	28	39	239	0.32	181	25	148
14	43°33'01.2"N 1°05'07.7"E	217	0.21	29.0	2.9	0.58	8.7	3	23	36	221	0.19	187	25	141
15	43°33'04.4"N 1°05'11.6"E	228	0.94	23.2	2.6	0.81	3.3	18	40	41	89	0.06	64	11	80

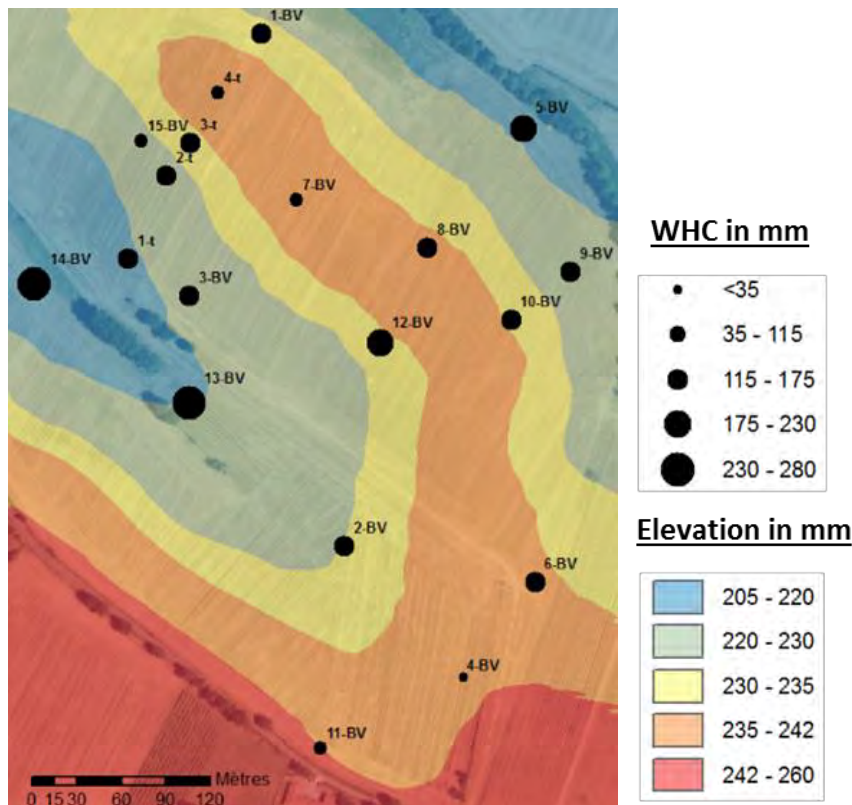


Figure 88 : Location of sample points on Montoussé subwatershed. Black circles represent measured WHC in mm and colors represents different altitudes (dGPS surveys).

5.1.1.2 General approach

The method used to spatialize variables was conducted in 3 steps (Figure 89):

Step 1: Acquisition and processing of six gridded datasets (covariates) to select 15 representative sample points based on data to Latin hypercube sampling (LHS)

Step 2: Data acquisition at plot scale (variables) with Latin Hypercube Sampling on 15 points: soil by layers and plants by organs.

Step 3: Statistical processing to assess the predictability of variables by means of covariates: (i) those used as input data for LHS, (ii) ancillary gridded datasets excluded from LHS processing (terrain slope and hydrological contributive area = flowac) covariates GeoP, LAX, PI, Z, flowac and slope covariates and (iii) all of them.

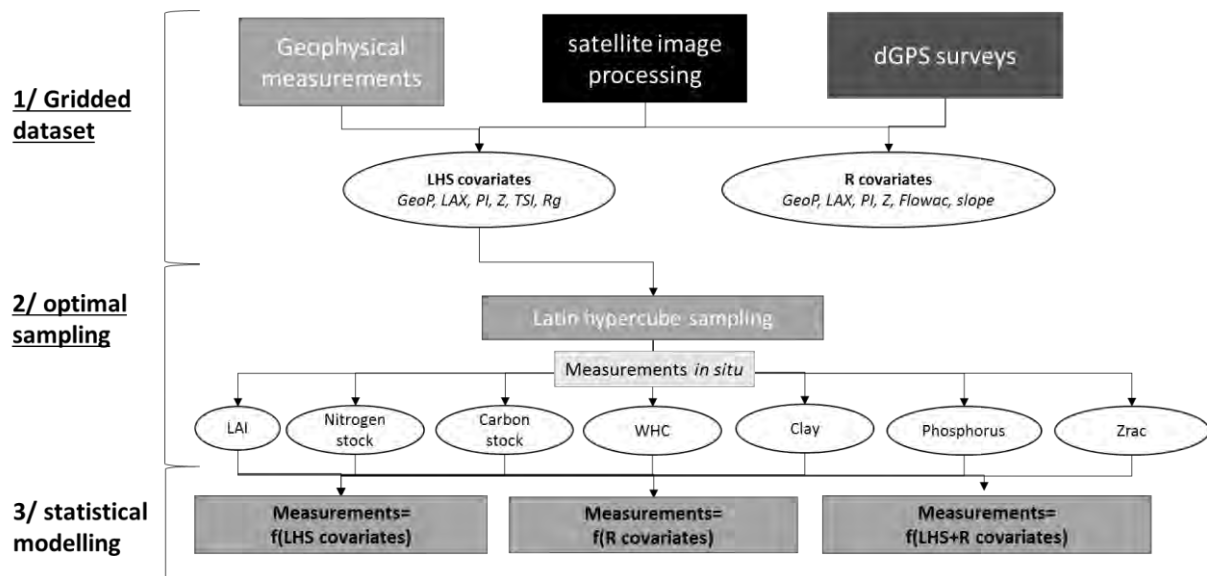


Figure 89: Flowchart of method used to build gridded input datasets for spatially-explicit modelling. The main steps are to (1) select gridded data set, (2) find optimal sampling with LHS method and (3) use statistical modelling to spatialize measurements. R covariates are raw covariates used to calculate LHS covariates.

Step 1 : Spatial data acquisition and geo-processing to define sampling points

The input LHS variables are based on factors that are expected to explain the observed intra-field heterogeneity. It is assumed that crop management is similar for distinct fields at the catchment scale. The selection of covariates used for LHS is inspired by SCORPAN (McBratney et al., 2003) and CLORPT (Pendleton and Jenny, 1945) status equation for soil topographic correlations and pedogenetic factors. Spatial correlation between LHS predictor and crop variables implies that crop growth is strongly related to geomorphological processes that drive soil genesis and thus soil fertility. It is also assumed that crop growth is driven by the same growing factors from one crop to another despite different sensitivity. So, to achieve spatially-explicit (gridded) data that describe local variables, three sources of spatial data are used: geophysical measurements (EM38-MK2), dGPS survey for DEM and satellite image acquisition to map vegetation index (NDVI) and its temporal dynamics.

Raw dataset from Electrical Conductivity (GeoP) was established by means of electromagnetic induction (EMI) survey, with EM38-MK2 (Geonics Ltd, Canada) in vertical dipole mode and considering a distance of 100 cm between the transmitter and the receiver. This is frequently used for assessing soil depth and layer properties (Corwin and Lesch, 2005; Friedman, 2005; Mertens et al., 2008; Rhoades et al., 1999) and especially soil water-holding capacity (Abdu et al., 2008). EC100-V mapping was performed in September 2014, after sunflower harvesting in very dry soil conditions. Product of dGPS surveys, the relative altitude (Z) could be also a good predictor for soil properties like soil depth and clay content (Odeha et al., 1994). GPS readings also help to

compute derived products of altitude such as the slope, the flow accumulation area flowac (Tarboton et al., 1991), the Terrain Shape Index TSI (Beven and Kirkby, 1979), and to infer spatially-explicit solar radiation input by means of Allen et al. (2006) computing procedure.

Two crop indicators were computed using remote-sensing (FORMOSAT 2): the maximum GAI (Green Area Index) named LAX and precocity index (PI). The GAI was inferred by Claverie (Claverie et al., 2012) from the high resolution remotely sensed images (formosat-2, spatial resolution: 8 m, 17 images in 2006) using BVNET tool (Biophysical Variable Neural NETWORK), developed by INRA . BVNET is an inversion model based on neural network and learned with simulations from a radiative transfer model (PROSAIL) (Battude et al., 2014). The estimation of GAI mapping was performed by Claverie et al. (Claverie et al., 2009). A main advantage of this method is that it requires no prior calibration with in-situ measurements. The classical saturation effect observed with the empirical relationships between NDVI and GAI is not observed with the BVNET tool even for the highest GAI values (Battude et al., 2014).

The LAX and PI were estimated by fitting a double logistic equation, describing both growing and senescence phases (Ferrant et al., 2016) between GAI and the cumulative temperature over sunflower growing season. LAX corresponds to the greatest GAI over the cycle and PI is a standardized index [0-1] obtained by ranging the pixels according to the time of occurrence of the inflexion point during growth stage: PI=0 is attributed to the pixel with earlier growth and PI=1 to the one that is the most delayed. The year 2006 was selected because the summer underwent dry conditions and because 17 images were available over the period. It must also be outlined that the sunflower crop is particularly sensitive to water stress. Growth anomalies linked to water stress are particularly well accounted for by LAX and PI that focus on two distinct phenological stages that exhibit contrasted responses because the drivers of growth anomalies might be different: water excess or lack of incoming solar radiation in the early stage, water deficit (low soil water-holding capacity) or excess of evapotranspiration demand in later stages. These indices enable to encompass different sensitivity stages which have impact on crop growing in particular for crop LAI and biomass (Ferrant et al., 2016).

To ensure a good representativeness of covariates and limit the number of sampling points, six covariates were selected for LHS: Z, GeoP, LAX, PI, TSI and Rg variables. The flowac and the slope were removed to limit the weight of digital elevation modelling derived variables in input LHS, and to avoid colinearity between covariates as they are used to compute TSI. To retrospectively check the validity of this choice, 3 sets of covariates were tested for statistical modelling : (H) six covariates

selected for LHS, (R) six covariates including Z, GeoP, GAX, PI, flowac and slope but excluding TSI and Rg and (HR) the eight covariates considered (see step 3).

To check whether sampling points are conveniently disseminated in the study area, we analyzed the spatial autocorrelation of spectral datasets to assess the size of homogeneous clusters. This was tackled by means of geostatistical approach based on remote-sensing products that provide spatially exhaustive reference dataset. Semivariograms for LAI, obtained from NDVI maps computed with Formosat-2 dataset on June 2006, tend to confirm the relevancy of sampling strategy (Figure 90) : indeed, beyond a distance of 30 m, the spatial correlation is low ($R^2 < 0.5$) meaning that the sampling strategy avoids selecting points within similar behavioral clusters since distance between each other always exceeds 40 meters.

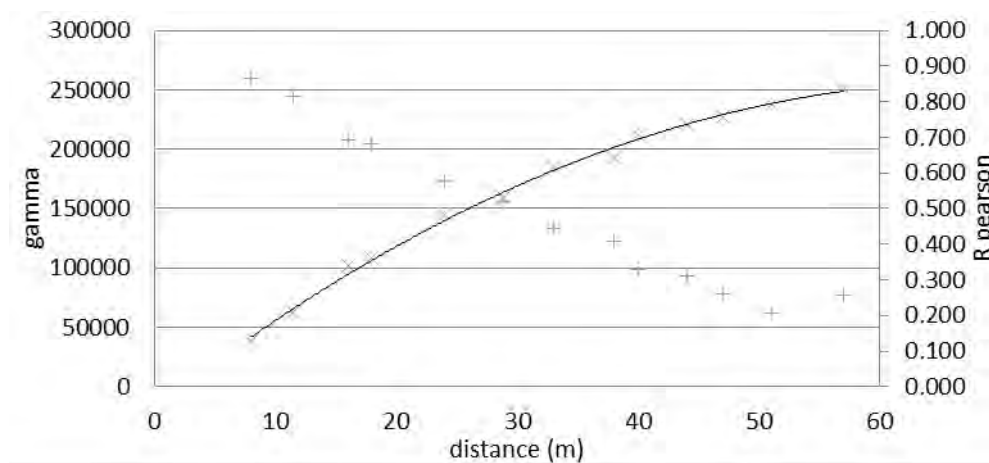


Figure 90 : Spatial autocorrelation of remote-sensing gridded dataset for LAI (BVNET) expressed as a semivariogram (gamma, blue crosses) and R Pearson (orange crosses) for sunflower crop on 29/06/2006 in Montoussé subwatershed. This date is near LAX period.

Step 2 : Latin hypercube sampling

Once the covariates of LHS are established and mapped on a regular grid (8 x 8 m), we apply LHS algorithm to select 15 sampling points that are representative of the study area. Then, field measurements are performed and samples are collected to assess key variables related to soil and crop. The sampling strategy has to carefully represent the study area by selecting a limited number of measurement locations. The study area is characterized by exhaustive ancillary data (Z, GeoP, LAX, PI and TSI and Rg), accounting for the prior information needed for the sampling method. Among several methods of sampling (*e.g.*, random sampling or equal spatial strata), the stratified random procedure proposed by Minasny & McBratney (2006) provides a full coverage of the range of each variable by maximally stratifying the marginal distribution.

The ability to replicate the distribution of variables is illustrated in the Figure 91, by comparing original data and the results obtained for two ancillary data (TSI and PI) with LHS method. The examples of variables distribution, rather 'Gaussian' in one case and 'Uniform' in the other, are well reproduced by the LHS, selecting only 15 points.

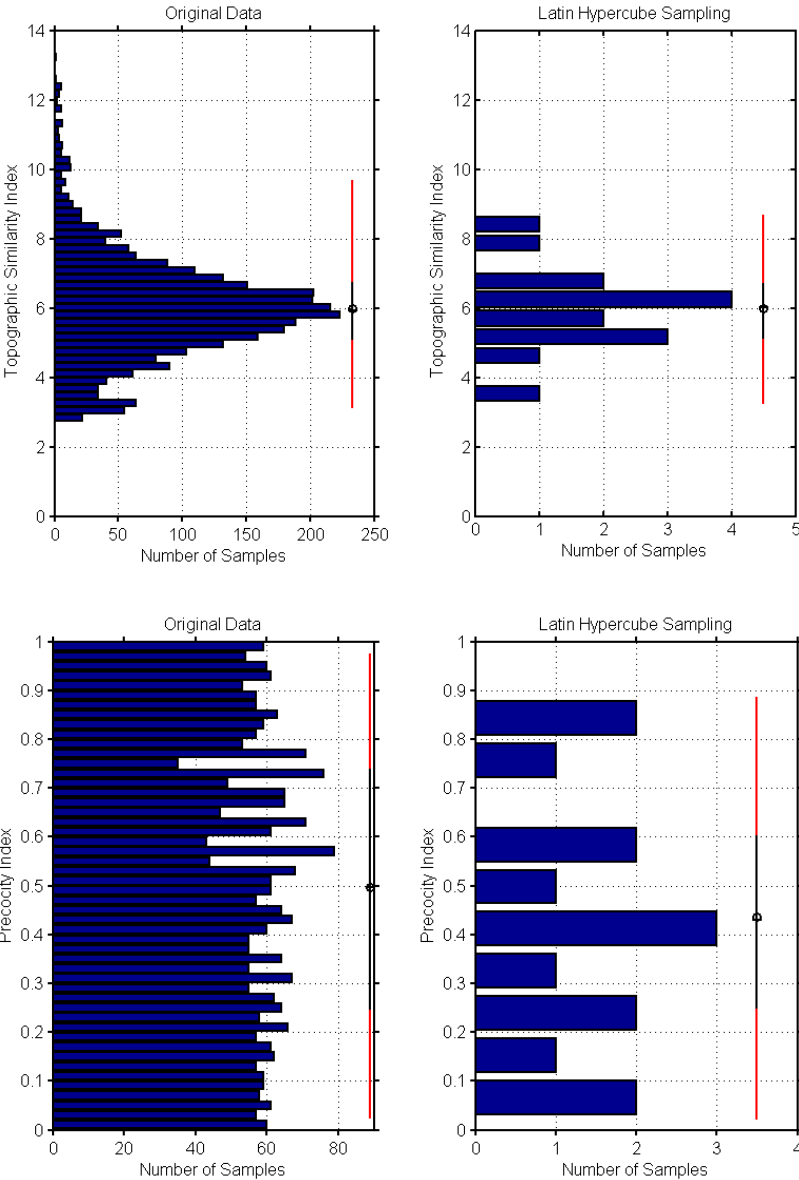


Figure 91: Histogram of original (on the left) and LHS data (on the right) for two input variables (TSI up and PI down) of the sampling method. Lines in red delineated the 95% confidence interval, while the 25th and 75th quantiles are delineated by black lines. The crosses and circles indicate the median and mean values, respectively.

In addition, the RMSE between the five quantiles of original and LHS data was to the standard deviation value of each ancillary variable (i.e., quantiles at 0.025, 0.25, 0.5, 0.75 and 0.975). This criterion is used to determinate the sufficient number of measurements. In the present case, 15 sampling points adequately selected seem sufficient to reproduce the distribution of variables. This

criterion was analyzed with a number of points ranging from 1 to 30, showing that RMSE saturates at value below standard deviation (results not shown here).

The contribution of covariates to the variability of vegetation and soil variables is assessed by stepwise linear modelling. Soil and vegetation acquisitions were performed on sampling points determined from LHS and were selected to focus on the main forcing variables for crop growth and modelling. Crop measurements are 2014/2015 winter wheat NDVI from sentinel-2 and selected n soil measurements are presented in Figure 92. Soil profiles were sampled with a root auger bipartite ($L = 15$ cm x Diameter = 8 cm) after wheat harvest (June, 24-25th) on the 15 sampling points. Half of each sample (vertical section) was used to assess bulk density and soil moisture and the other half was analyzed for determining soil properties. Bulk density is estimated according to the known volume of the sample and its weight after oven-drying at 105°C for 45 hours.

Grain size classification was performed on non-decarbonized soil samples according to the standard protocol NF X 31-107 with 5 fractions. Organic carbon was mineralized by dichromate oxidation according to the procedure described by Anne (NF ISO 14 235). Nitrogen was determined by the Kjeldahl colorimetry method (NF ISO 11261). Measured nitrogen content is therefore from organic and inorganic origin. The bedrock being mostly calcareous, phosphorus was analyzed according to the protocol Olsen NF ISO 11263 (Fardeau et al., 1988) to assess specifically bioavailable P extracted by means of soft acid hydrolysis. Soil moistures at field capacity and wilting point were estimated with disturbed sampling (2 mm sieving). Soil moisture at field capacity and wilting point water potential were assessed with Richard's press (Richards, 1948). Given the absence of a priori on the type of soil to sample, the field capacity was considered at a $pF=2$. It is assumed that $pF > 2.5$ corresponds to field capacity of silty and sandy soils while field capacity of clayey soils with high content of smectite are observed with $pF= 1$ (Boivin et al., 1993; Tessier et al., 2006). Smectites released by the weathering of calcareous sandstones predominate in the Montoussé subwatershed. This choice was guided by (i) the loss of precision of the estimation method of field capacity for high pF and (ii) and by the inability to achieve $pF = 1$ for small samples that were collected. This method tends to underestimate the contrasts between samples of variable grain size properties. This underestimation can range from 4% to 2% of field capacity according to the pedotransfer function established by Bruand et al. (1996) and applied to field data. Yet, the orders of magnitude are quite close to the actual values and have few impacts on the precision of water holding capacity assessment.

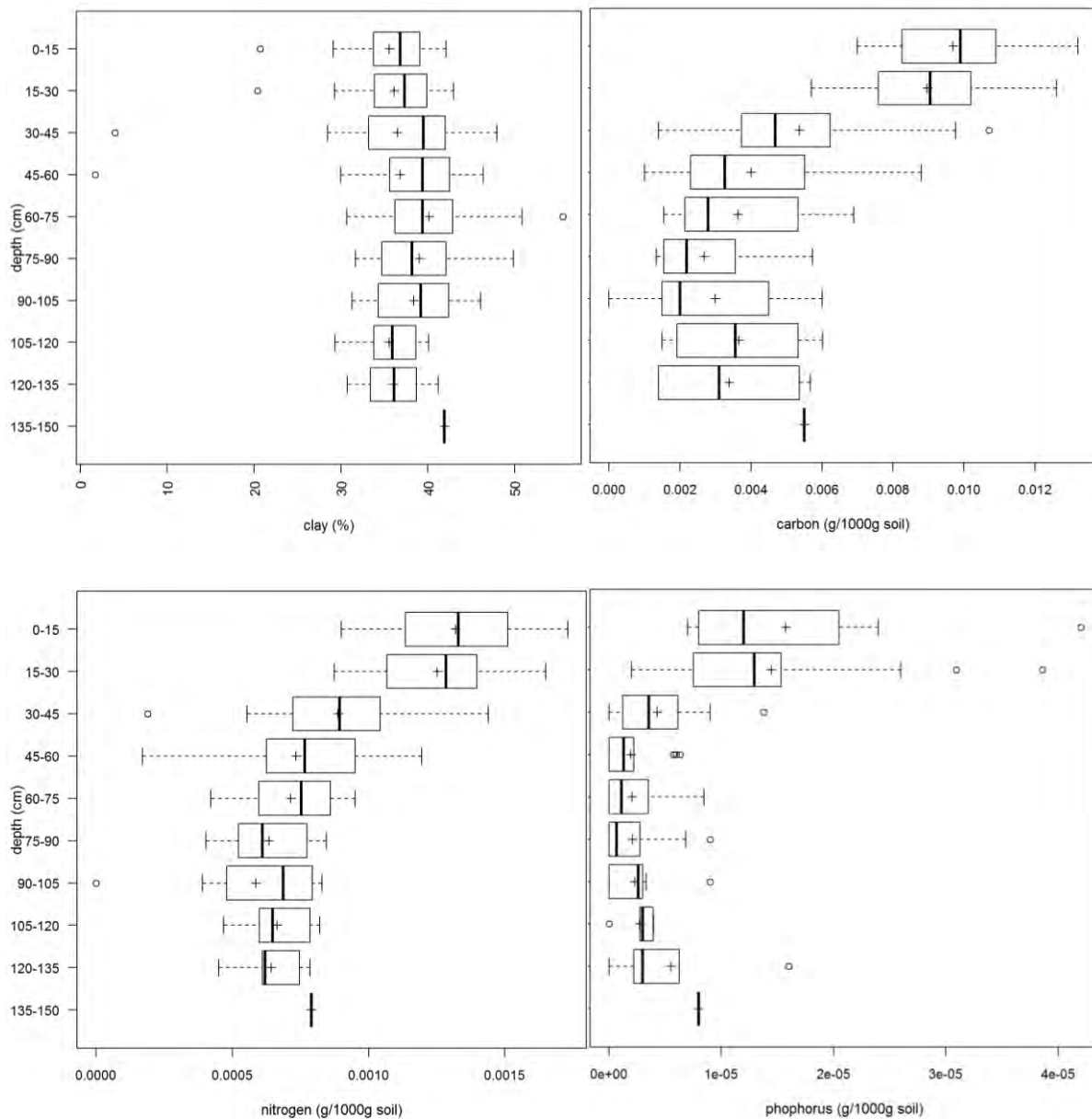


Figure 92: Boxplots of soil profile measurements for clay content, carbon, nitrogen and phosphorus content. Central bar is median, bottom and left and right of the box show the 25th and 75th percentiles and whiskers are either the maximum value or 1.5 times the interquartile range of the data, whichever is the smaller. Plots represent outliers and crosses show means.

Water holding capacity formula is adapted to integrate bulk density variations (Eq 1, 2). BD is affected by soil moisture and this relationship can be formalized by a linear regression (Bruand et al., 1996; Quentin et al., 2015) especially when clay soil is mainly composed of smectite (Tessier et al., 2006). Phosphorus, nitrogen and carbon stocks were calculated with bulk density measurements as shown in Eq. 3. Samples containing few macroelements (>2 mm), it was chosen to neglect them in the calculations.

$$WHC = (\theta p F_2 \times BD p F_2^* - \theta p F_{4.2} \times BD p F_{4.2}^*) \times h \quad \text{Eq. 1}$$

where WHC is water holding capacity for layer of thickness h (in mm), θ_{pF_2} water content (in $g\ g^{-1}$ of soil) at $pF=2$ (supposed to define field capacity), $\theta_{pF_{4.2}}$ water content at $pF=4.2$ (wilting point), $BD_{pF_2^* \text{ or } 4.2}$ calculated bulk density in $g\ cm^3$ at $pF=2$ or 4.2 :

$$BD_{pF^*} = -2.572 \times \theta + 2.184 \quad \text{Eq. 2}$$

where θ is water content at $pF=2$ or $pF=4.2$

$$S = BDM \times 1500 \times Ec \quad \text{Eq. 3}$$

Where: S is element stock in $t\ ha^{-1}$, BDM is measured bulk density in $t\ m^{-3}$ and Ec is measured element content P, N or C in $g\ g^{-1}$ of soil. 1500 is a conversion factor taking into account the thickness of the soil layer (0.15 m) and the hectare to m^2 conversion (10,000).

Step 3: Statistical modelling

Soil layer gapfilling and optimal data aggregation

In order to get an enough number of points to calibrate the model, a first step was to gapfill soil dataset. Indeed, maximum sampling depths vary from one soil to another and in deeper soil layer, data were missing. To define a method for filling the gaps we assumed that the observed heterogeneity between sampling points for one soil layer was similar to another. This method is criticable for shallow soils as there were many values to be filled. It can also be problematic for deep layers where only few measurements were available. Autocorrelation calculated by R^2 between soil layers indicates that missing data in deeper layers can be extrapolated (not shown). But it appears that the layers located between 45-60 and 60-75 cm as well as between 105-120 and 120-135 cm had low R^2 and significant differences. This weak correlation corresponds to the transition between pedological horizons. Nevertheless, this showed the possibility to aggregate soil layers with same properties or to create rules to gapfill data set even for deeper layers with few data available.

To assess the possibility of aggregating soil layers with similar properties, an ascending hierarchical classification (ACH) was performed with Ward Method (Ward, 1963) based on a dissimilarity function (Euclidean distance) on all the soil layers of each sampling point (not shown). The aim of aggregation is to obtain optimal data gathering and appreciate the impact on the performances by evaluating the impact on the performance of the regression models. It should be separated, for interpretation, to real performances of linear multiple regression method before post-processing. Indeed, the aggregation of soil layers at same depths decreases the impact of error linked to inaccurate or non-representative measurements. Soil discretization is not a trivial, especially in this study where it involves several variables. Results of this classification showed that for all soils,

except for two soil profiles, the two first layers 0-15 and 15-30 cm exhibited similar properties as so the 30-45 and 45-60 cm layers. The difference between 15 and aggregated 30 cm soil layers (two-by-two layers of 15 cm) has been analyzed.

Stepwise Multilinear regression models

The variance of the measurement was assumed to come from the accuracy of the initial definition of the variable ($Variance_{definition}$), the accuracy of its estimate ($Variance_{accuracy}$) and the scale factor itself according to the represented space (x, y, z) and its temporal representativeness ($Variance_{represent}$; Eq. 4). Variance definition can be defined as a conceptual representation of the variable. For instance, as for WHC it is assumed that it is the maximum water stock available for plants. Scale variance is linked to isotropy hypothesis that says that measurement or calculated value is representative of homogeneous environment) and to the fact that all measurements were performed in the same conditions to avoid discrepancies associated to clay swelling and shrinkage. We can represent this with this theoretical function:

$$Variance = Variance_{definition} + Variance_{accuracy} + Variance_{represent} f(x,y,z,t) \quad \text{Eq 16}$$

So, if the isotropy hypothesis is valid, data aggregation may decrease the part of total variance related to the accuracy of the measurement. From this point of view, the weakness of stepwise method would be to obtain too parsimonious models. The aggregation of data from adjacent soil layers could counter-balance this flaw by limiting overfitting related to noise measurement. To achieve this goal, two methods of aggregation were tested: one compared the performances of linear models for soil layers properties, layer by layer and then merged data from adjacent layers and finally fitted multilinear models over the entire soil profile (stock, average); the second method consists in aggregating the model outputs established layer by layer (15 cm) for assessing the stock. In case of water holding capacity, the multilinear models were aggregated over the whole root depth (Zrac), itself calculated with stepwise model

This method based on stepwise procedure was jointly tested with the method of averaging models based on the corrected Akaike (AICc) criterion; in our case, this method tended to penalize too severely models with several variables due to small sample size (15 sampling points). Variable selection method is not trivial on small samples ($n < 30$; Draper and Smith, 1998). For this purpose several methods were evaluated to determine the one best suited to our relevant variables. To determine the optimal way to establish linear regression models with few observed data (15 points) several algorithms of variables selection were tested : (1) creating averaging model on AICc criterion (Burham and Anderson, 2004), (2) three approaches of stepwise selection (forward selection,

backward elimination and a combination of the two) based on AICc (Hastie, 1990; Hurvich and Tsai, 1989; James et al., 2002) or p-value method on F-statistic with MATLAB (Stepwisefit function). These methods provided contrasted levels of performance with our dataset; we have finally chosen the most efficient one in light of overall performance criteria (R^2 and RRMSE): stepwisefit MATLAB function. This algorithm is based on p-value criterion to find significant covariates by stepwise method.

Analysis of statistical models

The analysis step mainly relies (1) on the assessment of the stability of linear coefficients as a function of the number of sampling points and (2) on cross-validation methodology to evaluate model's overfitting. The LHS method enabled to optimize sampling strategy considering a prior defined finite number of sampling points. To validate the choice of the number of sampling points, several multilinear models calibrated on 15 points were assessed by bootstrap consisting in this study to randomly resample 200 datasets from 4 to 15 points (Efron and Tibshirani, 1993). The stability of the linear coefficients was evaluated by means of student test ($p < 0.05$) applied to each resampled dataset. Thus it was possible to establish the number of values required to achieve stability coefficients.

Models established by stepwise are commonly recognized to be subject to Freedman's paradox and overfitting (Freedman, 1983; Hawkins, 2004; Lukacs et al., 2010). The Freedman's paradox is the selection of non-really correlated covariate in small data set. The cross-validation procedure enabled to validate models with limited overfitting. Results of calibration/validation ratio test indicated that the optimal ratio to minimize performance criterion to evaluate the models is 8:7 or 7:8 (not shown). Furthermore, this test highlighted that pessimism could be induced on validation. Indeed, for each calibration/validation ratio, the model's performances established for calibration and validation datasets are erratic leading to unstable ratio tests. This instability is due to the small number of samples (15) which limits the performance of cross-validation method. This is a well-known limitation of cross-validation in the case of small data sets (Efron and Tibshirani, 1993; Kohavi, 1995; Smith et al., 2014). Like for bootstrap, cross-validation was performed on 200 resampled datasets (R, package RMS).

Two statistical criteria were used to assess model's performances: coefficient of determination (R^2) and relative Root Mean Square Error (rRMSE). Both are complementary criteria, which permitted to assess and to compare models. Adjusted R^2 was used to inter-compare models performances whereas R^2 was selected to compute the weight of covariates based on the response of each variable.

5.1.2 Results

First, the validity of statistical models was tested by means of bootstrapping methodology, in view to assess objectively the sampling strategy in terms of sample number. Then, the predictive performances of these modelling approaches were analyzed for remotely-sensed and soil variables.

5.1.2.1 Validation of method

Figure 93 illustrates the minimal number of samples to collect in order to get stable linear coefficients (p -value < 0.05) between soil variables and covariates, with a comparison between two schemes of soil discretization (15 cm layers vs. 30 cm layers). These results were compared to those obtained from NDVI dataset on 15 points. This demonstrated *a posteriori* the validity of chosen number of sampling points. Most of linear coefficients related to soil variables appeared to be statistically significant above 10 sampling points with better performance for 15 cm layers. It must be underlined that cross-validation results could be different for 15 and 30 cm layer models because ratio calibration/validation 7:8 tended to promote better results for 15 cm models. However, this bias remained limited thanks to the method used (minimization of p -values) to create the regression models. 96% of models presented in this study had 1-3 covariates and 78% had 1-2 covariates.

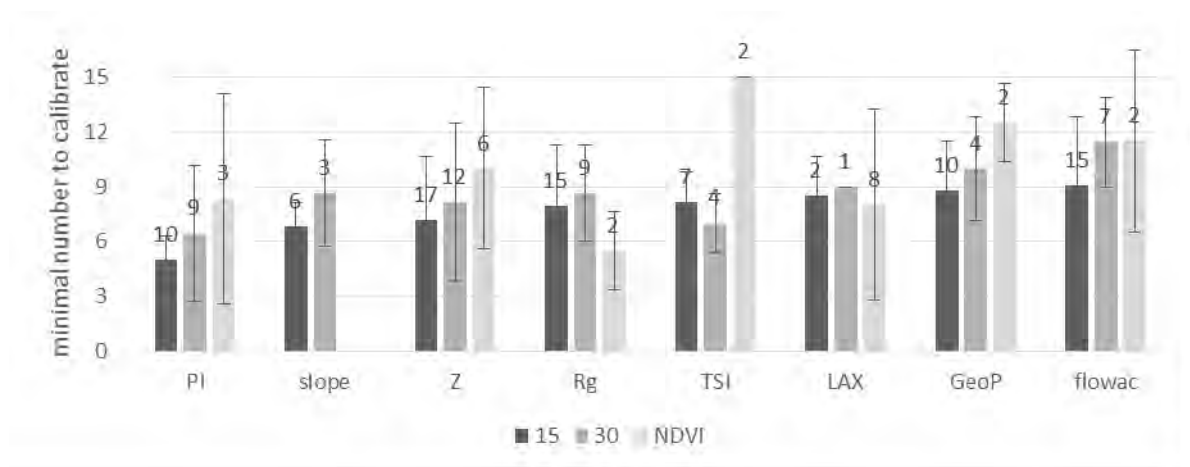


Figure 93: Minimal number of sampling points required to achieve stable coefficients (p -value < 0.05) on soil variables (and NDVI) for 8 covariates, depending whether the soil layers were aggregated (30 cm) or not (15 cm). The number above the bars refers to number of represented models in histogram. The error bars represent the standard deviation of minimal number of samples to collect depending on soil variable and re-sampled dataset.

Soil covariates, on average, required less than 9 values for stability coefficients. However, models established for NDVI seemed to require more sampling points to be stable. Moreover, the variability in the number of required values was more important for the coefficients of NDVI model than models describing soil. NDVI models with TSI get stability coefficients with only 15 values. More

generally, predictive NDVI models required more values than soil models. This might be due to the fact that the number of models covariates between "15 cm" models and "30 cm" models was not the same: the "30 cm" models could maintain or lose covariates compared to the two corresponding "15 cm" models. This contrasted level of parsimony could impact robustness and predictive performance models after aggregation of the input data.

The frequency of occurrence of covariates in stepwise models was homogeneous. For descriptive models of soil (48 models) the frequency of occurrence varied from 47% (Rg) to 21% (GeoP) and falls to 3% for slope. However, for the NDVI (12 models), all covariates appeared with a frequency of 17% (flowac, GeoP) and 33% (PI) with the exception of Z, which is very well represented in the models (58%). These results showed that for all models, the choice of these variables as covariates was relevant both to improve sampling strategy and to be incorporated as covariate in statistical models.

5.1.2.2 Predictive performances

The predictive performances of linear models were analyzed for remotely-sensed variable (NDVI) and for soil variables, with a special focus on optimal soil layer's aggregation for modeling purposes.

Vegetation index models

Best models describing NDVI were obtained at the following dates: 21/11/2014, 11/02/2015 and 05/03/2015 (Figure 94). The predictive performances were quite high, especially for models on 02/11/2015 and 03/05/2015 with R^2 exceeding 0.85 and RRMSE averaging 0.15. The levels of performance of the models for the following dates decreased. This seemed partly due to low heterogeneity between the 15 points as suggested by simultaneous low RRMSE and R^2 and tight error bars. Similarly, the models dedicated to assess spatial variability of LAI and other biophysical variables at the end of the crop cycle mainly provided poor results too. It should be noted that RRMSE computed for models simulating LAI were higher than that of models simulating NDVI (0.3-0.43).

The phenological stage of the crop, roughly represented by the NDVI, also determined whether a covariate was significant or not in models. At the beginning of the crop growth (26/10 to 05/03) and during the senescence phase (04/06 to harvest), the main covariate explaining spatial variability was the altitude. Yet, the altitude explained only 30% of the variance of 5 to 13 dates. This meant that transect in the direction of the slope maximized the spatial variability of NDVI during the abovementioned crop stages. The precocity index and LAX seemed appropriate and complementary

to describe the spatial variability of NDVI during the flowering stage of the wheat crop. LAX alone accounted for 25-47% of observed variance between 9 April and 10 May, but only 10% on 5 March. So it looked as if the crops exhibited comparable responses to agronomical potential during flowering stage (LAX was computed from sunflower crop cycle). Flow accumulation and TSI were important determinants of spatial variability during early stage of crop cycle (near 30% for flowac and near 20% for TSI in average).

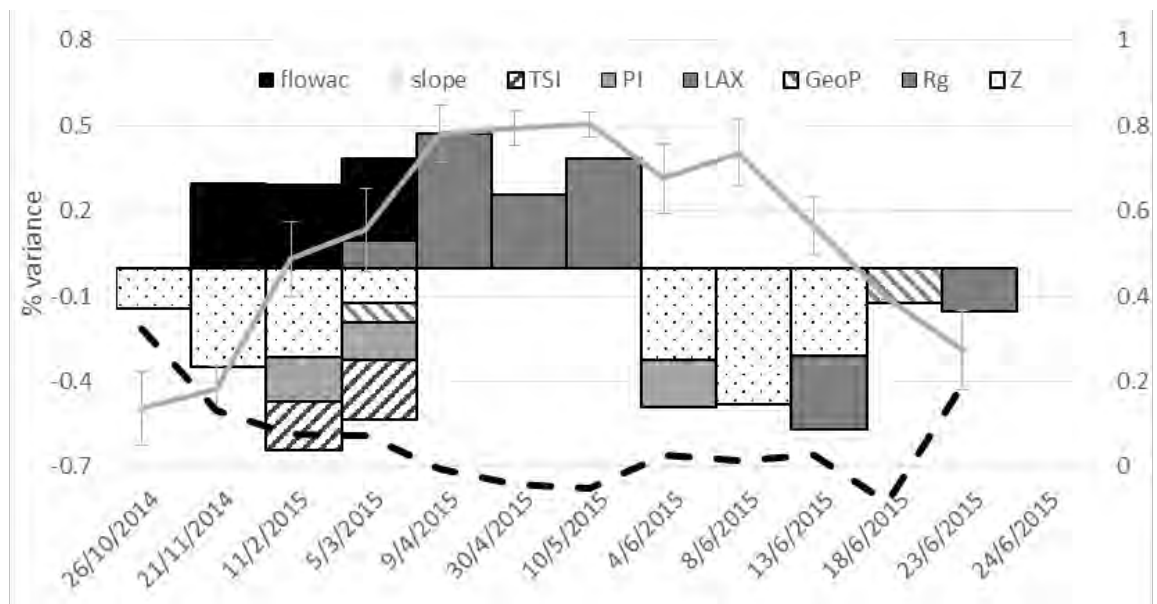


Figure 94: Percentage of variance for NDVI predictive models

explained for each covariate calculated with the r -square multiplied by the weight coefficients in % and observed NDVI and cross-validation RRMSE. Error bars corresponding to the standard deviation of the 15 measuring points computed NDVI. Right axis correspond to RRMSE (discontinue line) and NDVI (grey line). Error-bar with grey line is standard deviation for NDVI between 15 points.

Soil models

The models calibrated for soil variables averaged over the whole soil profile were found to provide results of comparable levels of performance, in terms of RRMSE, according to the model was calibrated on 15 points or simply computed on the 7 points of validation in the cross-validation process. This result was consistent with the results obtained by bootstrapping indicating that 8 sampling points may be sufficient to obtain stable multilinear models. Table 1 showed that covariates selected for sampling (method with LHS covariates, H) did not enable to assess spatial variability for some soil features.

Phosphorus and profile-averaged clay contents were poorly predicted. Zrac model exhibited good performances with R and HR methods but the RRMSE (40%) was quite high. Nevertheless, this value is of the same order of magnitude as uncertainty of rooting depth measurement with auger (Böhm, 2012). The anisotropy of the crops sown in rows and root architecture increases the

probability of not getting the true maximum depth (Smit et al., 2000) and could explain this result. Despite these flaws, the multilinear model for root depth appeared to be robust; WHC was strongly related to the maximum depth of root exploration ($R^2=0.92$); thus it was not surprising that the levels of performance for WHC were comparable to those obtained for Zrac. It is possible that the uncertainty of all measurements needed to infer WHC were cumulative and could explain performance difference between Zrac and WHC models. WHC and Zrac, Carbon and Nitrogen stocks models also exhibited high R^2 (for method R and HR) and high RRMSE.

Table 1: RRMSE for independent sampling (cross-validation) and adjusted R-square of multilinear regression models in the calibration data set. 3 sets of covariates were LHS (noted H) with Z, Rg, PI, TSI, LAX, GeoP; RAW (noted R) with Z, PI, LAX, GeoP, slope and flowac. LHS + RAW (noted HR) included Z, Rg, PI, TSI, LAX, GeoP, slope and flowac. The simulated variables were the maximum root depth at the end of growing wheat (Zrac), the average clay content (clay), organic carbon stock (C), Kjeldahl nitrogen stock (N), phosphorus stock (P) and water holding capacity (WHC).

variable	adjusted R-squared			RRMSE			RRMSE cross-val			Covariates							
	H	R	HR	H	R	HR	H	R	HR	Z	Rg	GeoP	LAX	PI	TSI	slope	flowac
Zrac	0.55	0.71	0.77	0.40	0.41	0.42	0.39	0.47	0.44	HR/H/R	-	HR/H/R	-	-	HR/H	HR/R	R
clay	0.15	0.30	0.30	0.23	0.25	0.25	0.23	0.24	0.24	HR/H/R	-	-	-	-	-	HR/R	-
C	0.51	0.70	0.73	0.57	0.59	0.60	0.59	0.62	0.69	HR/H/R	HR	HR/H/R	-	-	H	-	HR/R
N	0.64	0.77	0.77	0.44	0.46	0.46	0.43	0.46	0.46	HR/H/R	-	HR/H/R	-	-	H	HR/R	HR/R
P	0.40	0.26	0.40	0.80	0.78	0.80	0.75	0.84	0.74	R	HR/H	-	-	-	-	-	R
WHC	0.49	0.71	0.83	0.44	0.47	0.48	0.47	0.56	0.53	HR/H/R	-	HR/H/R	-	-	HR/H	HR/R	R

The altitude appeared to be a key driver for most soil variables, except for the phosphorus. TSI seemed to be rather well correlated with biophysical dependent stable variables: WHC and Zrac as well as carbon and nitrogen stocks. But in C and N models, instead of TSI, it was flowac and slope for C models. Rg had a small weight in models and appeared only in the C and P models. Microclimate as represented by Rg influences soil formation and therefore explained less the heterogeneity of soil properties than factors affecting the redistribution of sediments and water like flowac, slope and TSI at subwatershed scale.

The slope was a predictor of Nitrogen stock, Zrac and WHC via Zrac variable. Conversely, the slope did not appear to be an explanatory factor of differences between WHC soil layers on the 15 points (Figure 95). It was likely that the reason why the slope appeared as an explanatory factor for root depth was related to the co-variation Zrac and nitrogen stock ($R^2 = 0.88$). Indeed, trophism with nitrogen supply is a known phenomenon and has impacts on rooting and wheat biomass production (Barraclough et al., 1989). Slope was a covariate for total nitrogen but not for carbon stock. One explanation of this difference was rather due to mineral part of nitrogen than non-labile stock.

Nitrogen stock would therefore be more subject to runoff process than carbon stock. Indeed, Silburn & Loch (1989) have shown that slope is a runoff indicator.

TSI and flowac brought the same information that did not stand for the same process. The TSI represented more local hydrological contribution while flowac is more inclusive. It appeared as best covariate in describing carbon and nitrogen stocks. Carbon and nitrogen were sensitive to the shape of the slope (Yoo et al., 2006), which explained flowac as covariates for these stocks. Rg and TSI did not appear to provide information for the average clay content and nitrogen and carbon stocks compared to flowac and slope. However on phosphorus stock and the maximum root depth, TSI and R allowed to improve performance since the flowac and slope were added as covariates.

Electrical conductivity (GeoP) was a good indicator of the heterogeneity of soils because of its signal sensitivity to soil water content, clay content and soil organic matter and soil properties such as WHC. Electrical conductivity thus appeared as covariates of the WHC/Zrac and nitrogen and carbon stocks. Surprisingly GeoP did not appear as clay covariate models but could explain the few differences between all soils profiles.

Finally, LAX and PI did not appear on models describing covariates for whole soil profile models however they appeared in models describing soil layers. This was a limitation of the stepwise approach that could discard explanatory variables. Comparison of the 3 calibration methods had shown the importance of all covariates to explain the different measures. The reference calibration method will be the HR method including all covariates.

On the models established by soil layer it appeared marked heterogeneity of model performances as well as of the covariates (Figure 95). In some cases it appeared that the linear models did not allow describing the soil heterogeneity. This was not necessarily due to a failure of the method but more likely to the low variability between soil layers. Thus a simple average could be enough to represent the soil.

For clay models, PI and LAX were covariates on layers soil model. PI alone explained 20% of clay variance observed between 30 and 60 cm and LAX near 15% for 0-30 layers. PI appeared as covariate for N, C and WHC models between 30-75 cm and it could correspond with maximal root density at respective phenological stage. Rooting depth in phenological stage corresponding with precocity index PI is probably between 30 (sandy and superficial soils) and 75 cm for winter wheat crop. Also LAX and PI covariates would be due to nutrients accessibility differences linked to the root growth in terms of rooting and root density.

As for the WHC, the sudden change in the performance of the deepest model was probably due to an artifact linked to the gap filling method, which provided artificial meaning to the heterogeneity between the 15 points. There was a model performance drop between 60 and 90 cm which also appeared to coincide with soil properties transition (Figure 92). This phenomenon corresponds with *in situ* measurements that show linear crack opening in summer up to 40-60 cm depth and probably deeper. This phenomenon and this distribution are also seen in other vertisols (Vos and Virgo 1969; Allen et al. 2005; Krull and Skjemstad 2003). Furthermore, after the last two layers, gaps were filling only with 5 measurements against 9 for 90-120 cm layer.

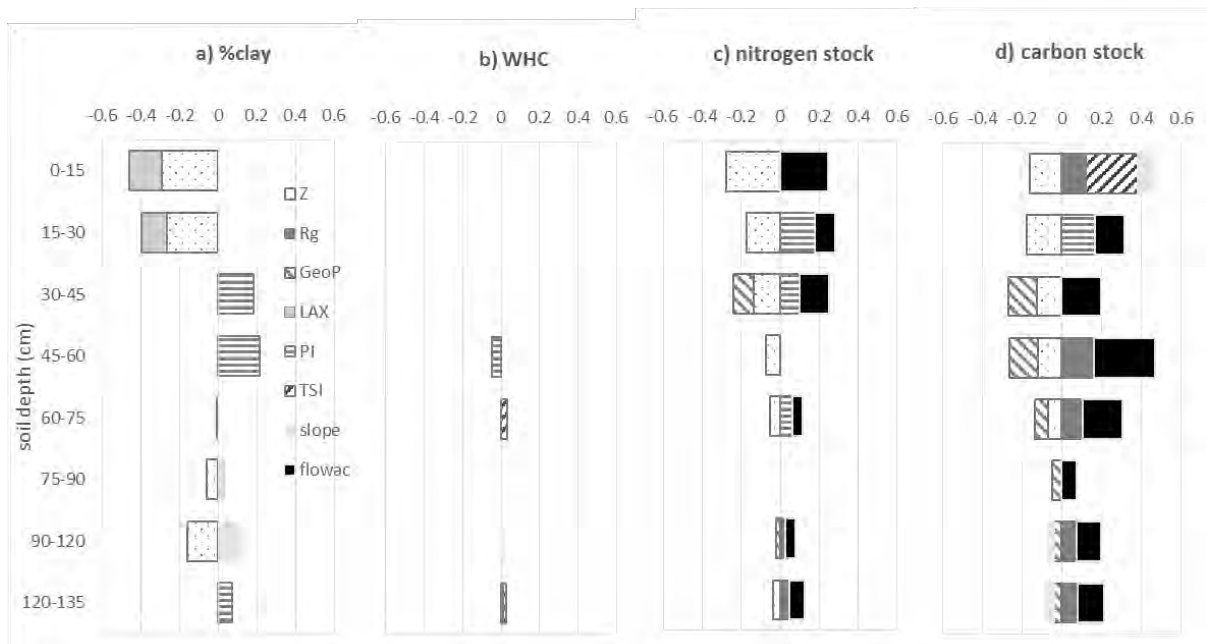


Figure 95: Measurements and percentages of variability explained for each calculated covariate (r-squared multiplied by the weight coefficients in % on non gapfilled measures) for HR models for (a) textural clay, (b) water holding capacity, (c) nitrogen stock and (d) carbon stock measurements.

For nitrogen and carbon stocks, Flowac, GeoP and Rg appeared as specific covariates depending on soil depth. The models established on its stock may be too parsimonious. The slope appeared as an explanatory factor from the layer 75-90 cm. High content of clay were noticeable at this depth on measured data in Figure 92. Altitude Z appeared on top and bottom clay models and explained alone most of the observed variance between points for the whole profile. GeoP was connected to the carbon stock but less than nitrogen stock. Maybe the estimated carbon content in the laboratory was overestimated: indeed carbonates of the inorganic fraction were considered as organic carbon. Rg appeared as covariate in C more than N models. Nitrogen was certainly more labile than carbon. It is then certainly more difficult to obtain a simple relationship with potentially correlated factors. The TSI seemed related to heterogeneity observed for the WHC and the carbon stock on the surface layer (20% of the explained variance on the surface). For nitrogen stock, flowac

seemed to replace the TSI. It is possible that this difference was marked by a greater contribution of runoff upstream (flowac) as a local contribution (TSI). However, for both stocks, in deep soil layers flowac explained significantly the observed variance.

5.1.2.3 Aggregation impact

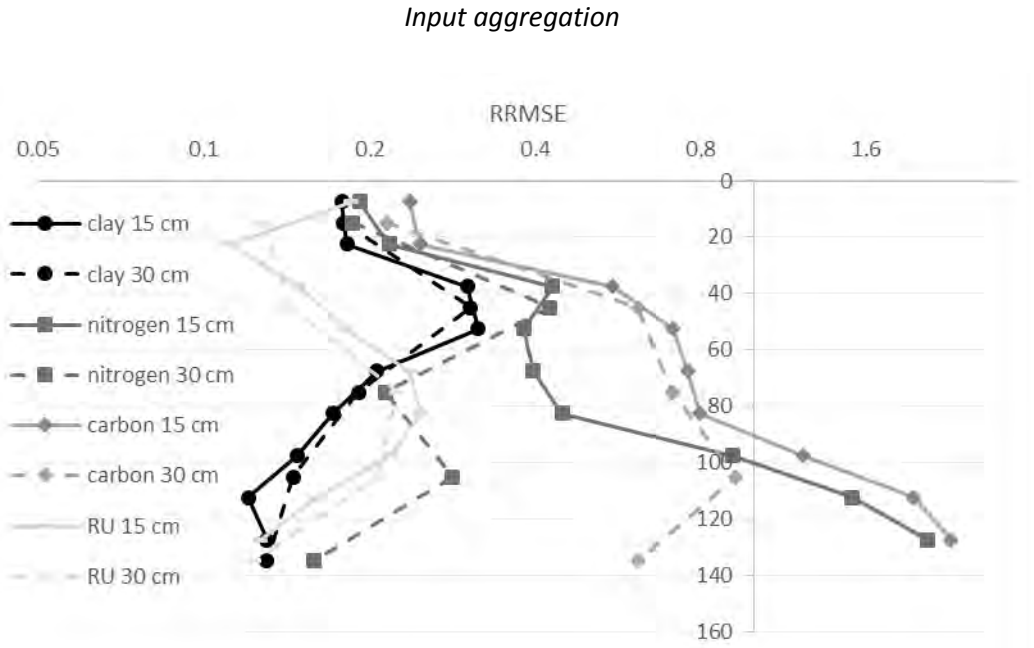


Figure 96: rRMSE on 15 points calibration as a function of depth for various models describing stock variables (N, C, WHC) and on the clay content of the soil layers of 15 to 30 cm. Same variable output are in same colour.

The effect of aggregation of soil layers was represented by the RRMSE calculated on the 15 points dataset (Figure 96). Either 15 cm or 30 cm layer models showed similar performances from the surface to 60 cm and 80 cm depth for nitrogen and carbon, respectively. However, the 15-cm layer models were not as performing as the 30-cm layer models lower in the soil profile.

Output aggregation

For Clay, C, N and in a lesser extent WHC models, aggregation on the whole soil profile of 15 cm soil layers outputs gave better results than of 30 cm ones (Tableau 2). RRMSE were lower near 0.05 for 15 cm model than 30 cm, for C, N and clay. WHC was less sensitive to aggregation because Zrac was calculated for this variable while it was fixed for the others. Moreover, greater part of the stock of carbon and nitrogen was located at the surface and it was likely that the true depth of soil or the depth achievable by the roots was lesser. The aggregation of 15 to 30 cm WHC soil layers improved the variance explained from 0.08 to 0.34 % but increased RRMSE from 0.08 to 0.14 %, for H

and HR models, respectively. This RRMSE difference was relatively low compared to the increase of R^2 . However for R models aggregation had opposite effect with best R^2 and low RRMSE.

Table 2: RRMSE and R-square of linear regression models in the calibration dataset. The 3 set of covariates are LHS with Z, Rg, PI, TSI, LAX, GeoP; RAW with Z, PI, LAX, GeoP, slope and flowac. HR includes Z, Rg, PI, TSI, LAX, GeoP, slope and flowac. The simulated variables were the maximum root depths at the end of growing wheat season (Zrac), the average clay content (clay), carbon stock (C), nitrogen stock (N) and water holding capacity (WHC). "output model avg" 15 and 30 cm were aggregated output in discrete models which simulated variables by soil layer to getsimulated stocks and average outputs. In the case of the WHC it was the sum of simulated WHC by soil layers on simulated Zrac depth.

variable	Model output avg 15 cm						Model output avg 30 cm					
	adjusted R-squared			RRMSE			adjusted R-squared			RRMSE		
	H	R	HR	H	R	HR	H	R	HR	H	R	HR
clay	0.09	0.22	0.41	0.15	0.14	0.22	0.43	0.38	0.38	0.22	0.22	0.22
C	0.6	0.73	0.78	0.48	0.52	0.53	0.75	0.85	0.88	0.53	0.57	0.57
N	0.67	0.78	0.77	0.36	0.57	0.37	0.91	0.92	0.92	0.42	0.43	0.43
WHC	0.57	0.75	0.84	0.44	0.45	0.46	0.57	0.83	0.83	0.43	0.44	0.45

5.1.3 Discussion

Mapping of soil properties

This study enables to obtain maps of soil properties (Figure 97) from small dataset. The spatial patterns of the variables are consistent with *in situ* observations of soil heterogeneities. The method proposed in this study provides a 3D view of soils and allows gaining insight on full soil profile properties in contrast to widely used methods based on the interpretation of surface properties by means of multispectral or hyperspectral datasets (Lagacherie et al., 2006). Indeed, accessing to full soil profiles properties by means of remotely-sensed spectral signatures implies covariance between surface spectral properties and in-depth soil properties. The methods based on crop model inversion can also restore, at least theoretically soil profiles. However, different methodological limitations exist such as equifinality issues (Ferrant et al., 2011). So, it could be useful to assimilate forcing variables based on the exploitation of spatial exhaustive datasets (maps) by the study of spatial covariations. This possibility offers the opportunity to gain insight on a very large number of soil properties that could be difficult to obtain by spatial correlations.

In other studies, soil spatialization with SCORPAN-like method was generally done with a reduced number of layers (Herbst and Diekkrüger, 2002; Levi et al., 2015; Robinson and Metternicht, 2006) or was drawn with discrete soil variables like soil classes (McBratney et al., 2003; McKenzie and

Ryan, 1999). The aggregation of soil layers models is a proxy for multi inference model averaging method (Burham and Anderson, 2004). This method enables to (i) get more robust coefficients in linear regressions and (ii) keep some covariates eliminated in the stepwise (weak correlation). Thus it could overcome the limitations in using stepwise covariate selection performances which can sometimes be uncertain on small samples (Lukacs et al., 2010).

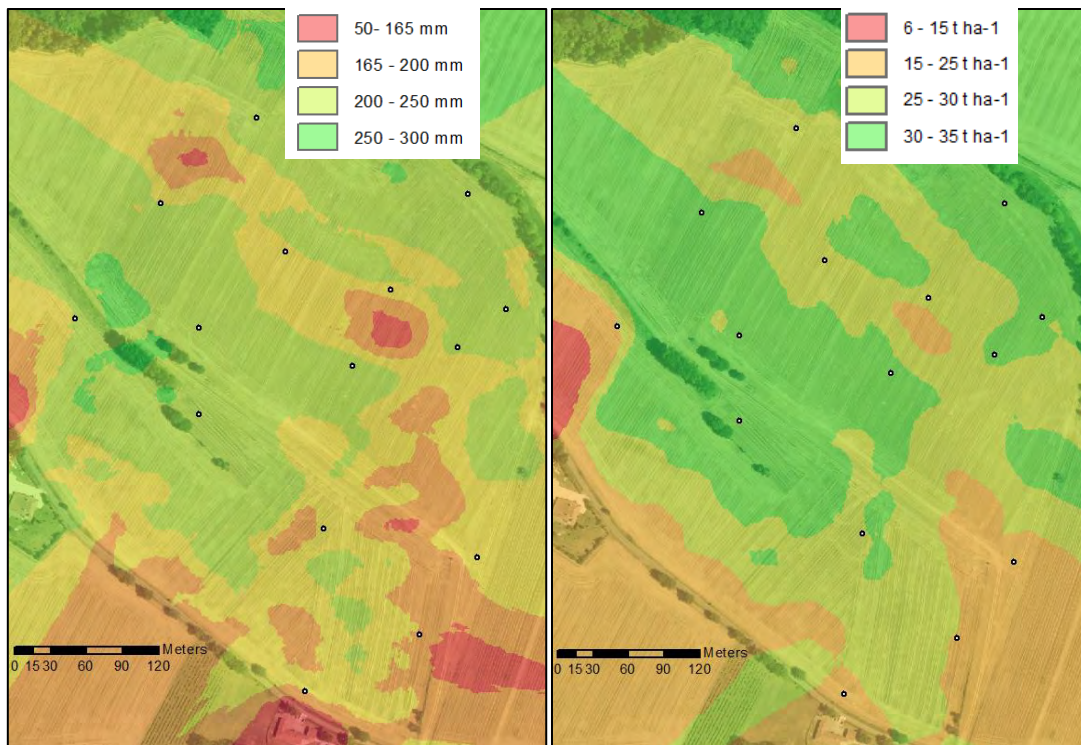


Figure 97 : maps for WHC (left) and organic nitrogen (right) models after kriging with ARCGIS in Montoussé subwatershed. Black dots are LHS points.

Underlining characteristics of the method for small dataset

Despite a statistically small dataset the method presented here showed that it is possible to obtain a satisfying spatialization of the measurements. Also, LHS has shown a good efficiency in optimizing sampling strategy by maximizing the representativeness of sampling points. The adequate choice of sampling points allowed establishing successful models describing spatial patterns of NDVI, N, C, Zrac, WHC and in a lesser extent Clay. The chosen number of sampling points (15) is relevant in most cases but it may sometimes be insufficient to calibrate some models with weak correlations between covariates and measured variables. As demonstrated McKenzie and Ryan (1999), the performance of the spatial correlation method works particularly well in the case of strong correlations but is not as efficient if correlations between each covariate and relevant variable are weak. Another crucial point is that each step of the method for establishing models has shown to be important including data pre-processing, multi-inference selection of covariates but also the method

for the selection of covariates (Draper and Smith, 1998). Indeed, in this study, gap filling method, despite its simplicity, has shown to be an important step in order to be able to establish models on small data sets. However it introduces unavoidable new errors that can eventually be propagated through the processing chain and mislead interpretations.

In some cases, the difference in spatial representativity between variables and covariates can make identifying trends difficult. As shown by Cambardella et al. (1994) for several soil-derived variables, each variable has a different spatial representativeness. For instance, Flowac has very low self-covariance and greater weight to explain field measurements than other variables with a broader representation like the TSI and slope. Thus it is possible that the determining factor for establishing covariance is the “representativeness” factor (Eq. 10). So, even if the method used here gives very satisfactory results on some of the relevant variables, it is perfected to specifically improve the performance of measurement spatializations. This could explain the poor capabilities of predictive models in the case of phosphorus. To avoid this besides increasing the explanatory factor representativeness, another possibility is to increase measurements one by either increasing the data spatial resolution, or the sampling repetitions, as it has been shown for root sampling (Yoro and Godo, 1990; Böhm, 2012).

Genericity of the method

It must be kept in mind that statistical models are not directly transferrable to another context, like pedotransfer functions established by statistic approaches (Bastet et al., 1998). This is especially true when the heterogeneity of observed soil properties is strongly linked to local specificity as the composition of the bedrock, the land use history or, in the case of vegetation (NDVI), varieties encountered. The biophysical variables (LAX, PI) used as covariates seem more appropriate to address vegetation differences than soil properties. This suggests that the heterogeneity of the vegetation is controlled by a set of local conditions that are poorly transcribed with only topographical factors microclimate (Rg) and geophysical proxies (GeoP). Thus, the study of spatial correlations is only effective in the case of early stages of crop development where plants are more sensitive to stress associated to the topography: lower incident radiation, exposition to dominant wind and subsequent drying of soil surface, waterlogged soils in convergent areas. Indeed, in response to the stress undergone, plants can readily adapt root growth (Comas et al., 2013) and more particularly rooting depth; the differences within the same plot are more important in the early stages of development.

The method of spatial covariances seems effective in interpreting the aerial development of well-developed crops. It therefore cannot avoid the use of model for understanding the

heterogeneities that appeared during early stages of development. However, we can take advantage to force the first stage of vegetation that is sometimes difficult to simulate with crop models. Finally, this limitation may not apply to the maximum rooting depth development that seems pretty well simulated despite a high RRMSE estimated due to the high uncertainty of the measurement. A next step is to make sure that the heterogeneity sampled with 15 points is really sufficient to validate these relationships across an entire watershed. It raises the question of the extrapolation of these equations in distinct conditions of those in the calibration dataset.

5.2 Conclusion

Ce travail a montré qu'il est possible avec de petits échantillons (15 valeurs) d'obtenir des modèles statistiques robustes. La RU est spatialisée avec une RRMSE proche de 40% ce qui suggère que quasiment toute la variance pouvant être expliquée l'est par les modèles statistiques car l'incertitude de la mesure d'enracinement est du même ordre de grandeur. La valeur obtenue par les modèles statistiques est donc fiable et probablement plus robuste que la valeur mesurée in situ qui n'est pas une moyenne issue de différentes répétitions. Grâce à ce travail, il est possible de renseigner le modèle STICS de manière spatialisée.

Par ailleurs, la création de ces modèles a permis, de manière indirecte, de valider le protocole d'échantillonnage. En effet, les modèles de régression ont des performances satisfaisantes après évaluation par cross-validation, montrant que le jeu de données est suffisant pour le calage de modèles. En outre, le nombre de mesure nécessaire pour obtenir des coefficients stables dans les modèles est très souvent inférieur aux 15 points mesurés. Il est donc possible, non seulement de diminuer le nombre de points de suivi, mais aussi d'avoir des modèles robustes avec moins de données encore.

Enfin, cette méthode ne se limite pas à spatialiser la RU mais permet également de reproduire les caractéristiques du sol sur le profil de manière discrétisée. Il est également possible pour certaines variables d'augmenter encore la fiabilité l'interprétation des sorties de modèle en agrégeant les sorties ou des entrées pour un calage plus robuste. La seule incertitude restant sur cette spatialisation est la mesure elle-même ; si la mesure est biaisée, ce biais sera retranscrit par les modèles de régression.

Chapitre VI : La spatialisation du modèle STICS à l'échelle d'un sous-bassin versant

6 La spatialisation du modèle STICS à l'échelle d'un sous-bassin versant

Un des objectifs du travail de thèse était de rendre compte des hétérogénéités de développement à l'échelle d'un bassin versant en lien avec la réserve utile des sols. L'agriculture de précision permet d'améliorer la productivité par un ajustement des pratiques à fine échelle (Bongiovanni and Lowenberg-Deboer, 2004). Dans ce cadre, être capable de reproduire les hétérogénéités de développement au sein d'une culture permet de valider notre compréhension de la complexité du système mais pourrait permettre également d'identifier les éléments clefs pour une gestion raisonnée des surfaces agricoles.

Dans ce but, il a été au préalable nécessaire de valider le modèle STICS dans le contexte d'Auradé (Chapitre 4) et de produire des cartes des données d'entrée à renseigner pour lancer les simulations spatialisées du modèle STICS (Chapitre 5). Dans ce chapitre, le modèle STICS est évalué sur sa capacité à reproduire les hétérogénéités observées au sein du bassin versant. La méthode des covariances spatiales permettant de spatialiser également les teneurs en azote organique du sol, l'intérêt de faire le travail de spatialisation pour cette variable a été également évaluée. La teneur en azote organique pouvant avoir un impact important sur les simulations si la modulation de la fertilisation est insuffisante (Ferrant et al., 2016), la spatialisation des teneurs en azote organique du sol sera également évalué. Enfin, les résidus de modélisation ont été modélisés par des régressions linéaires multiples afin de déterminer si les erreurs de modélisation pouvaient être corrélées à des propriétés de sol ou à des variables accessibles facilement dans l'espace (géophysique, indicateurs dérivés de MNT). Ce dernier travail visait à établir des pistes pour améliorer la spatialisation du modèle STICS.

Le travail d'évaluation a été effectué en 3 étapes (Figure 98), avec une première évaluation sur les mesures faite sur les points de suivi et pour les deux années d'acquisition, 2014 et 2015 (partie 6.2.1). La seconde étape a consisté à étudier les corrélations de l'erreur de simulation grâce à la modélisation multilinéaire de cette erreur sur les 15 points de la campagne de mesures spatialisées avec des variables potentiellement explicatives (partie 6.2.2). Le modèle simulant la RMSE a permis de produire une carte d'erreur du modèle par l'intermédiaire des relations établies précédemment et de comparer celle-ci avec la carte des simulations de biomasse cette fois à l'échelle du sous bassin versant du Montoussé (partie 6.2.3).

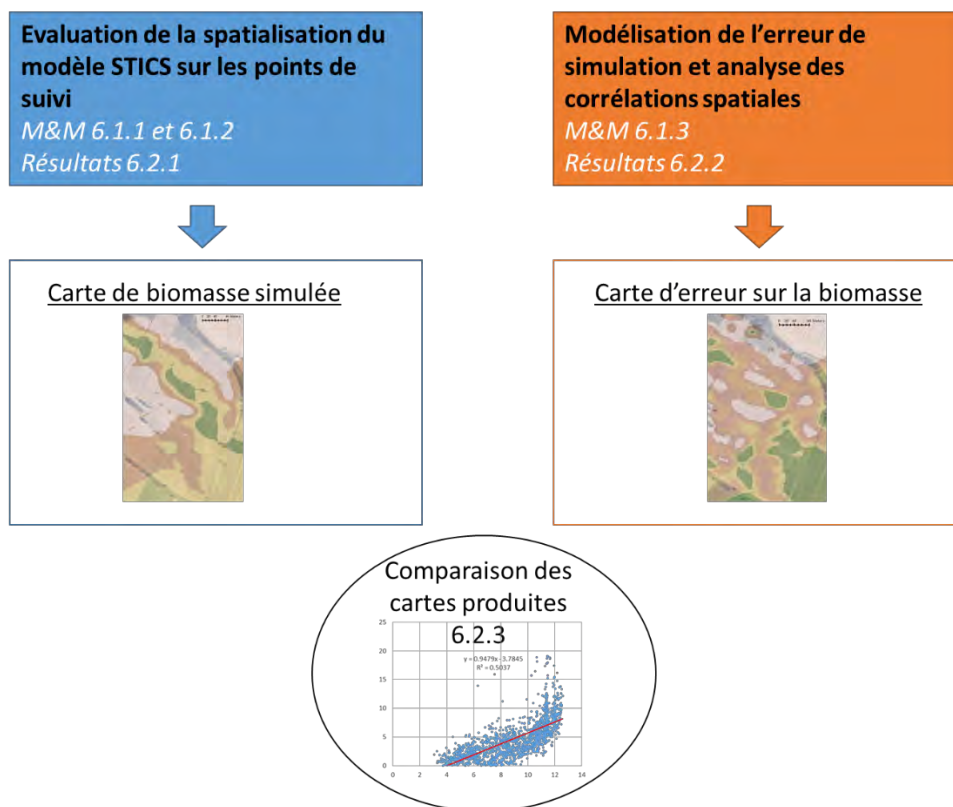


Figure 98 : Etapes de travail pour la validation de la méthode de spatialisation.

6.1 Matériels et méthodes

6.1.1 Données utilisées

Les simulations étant équivalentes à celles du chapitre précédent en termes de déroulement, elles ne sont donc pas à nouveau détaillées à la suite. Comme dans le chapitre 5, les simulations ont été initialisées par simulation continue du précédent cultural, et validées sur la culture de tournesol de 2014, et la culture de blé de la saison 2014-2015. Les suivis de mesures biophysiques des 18 points de mesure (3 points du transect et les 15 points de la campagne de mesures spatialisées) ont servi à la validation. Les jeux de données étant inégaux en termes de quantité de données, il est apparu nécessaire de présenter l'évaluation par culture et par dispositif séparé (transect/campagne spatialisée). D'autre part, comme les données acquises sur les 3 points du transect n'ont pas été utilisées pour calage des modèles de régression servant à générer les données d'entrée de STICS, elles ont pu servir de jeu de validation indépendant.

6.1.2 Les scénarios

Les différents scénarios qui ont servis à évaluer les possibilités de spatialisation des entrées de STICS, sont présentés dans le Tableau 17. Les différents scénarios correspondent à différents paramétrages d'entrée de STICS : soit le modèle est renseigné d'après les mesures de la RU et la teneur en azote organique sur la profondeur d'humification, paramètre Norg de STICS (scénario

mes+N) des différents points de suivi de la thèse, soit le modèle est renseigné avec une RU et Norg estimés par la méthode des covariances spatiales (mod+N) correspondant à ces points de suivi. Deux aspects, l'impact de la spatialisation de la RU seule et spatialisation avec la teneur en azote organique de l'horizon de surface, ont été évalués. Cela a nécessité l'ajout de deux autres types de scénarios : l'impact de la spatialisation de la réserve utile seule ou avec le Norg selon que le modèle est renseigné avec les mesures (mes-N/mes+N) ou avec les modèles de régression issus du travail présenté au chapitre 0 (mod-N/mod+N). Dans ces scénarios quand le Norg est le même pour chaque simulation, la valeur paramétrée est la moyenne des mesures faites sur les 15 points spatialisés sur le bassin versant.

Tableau 17 : Tableau récapitulatif des scénarios utilisés pour évaluer la spatialisation de la RU et l'azote organique (Norg). Pour la RU utilisée en entrée du modèle, soit elle est renseignée d'après la mesure (scénarios mes-N, mes+N) soit avec les entrées générées dans l'espace grâce à la méthode des covariances spatiales (Chapitre 0). La teneur en azote organique en entrée est soit une moyenne des mesures qui ont été faites sur les 15 points de suivi (scénarios mes-N, mod-N) soit une mesure correspondant à chaque point simulé (« locale », scénario mes+N) ou encore avec les modèles de régression linéaires (mod+N).

scénario	entrées	
	RU	Norg
mes-N	mesure	moyenne
mes+N	mesure	locale
mod-N	modèle	moyenne
mod+N	modèle	modèle

Ces différents scénarios ont été évalués avec quatre critères statistiques complémentaires : le coefficient de détermination (R^2), la RRMSE, le biais et l'efficacité. Trois variables ont servi à évaluer le modèle : le LAI, la biomasse aérienne totale (variable de STICS : masec) ainsi que la profondeur de prospection racinaire issue des observations sur les minirhizotron pendant le suivi du tournesol en 2014.

6.1.3 La modélisation des incertitudes du modèle STICS

L'erreur de simulation du modèle STICS estimée sur les 15 points de suivi en 2015 a permis de produire des modèles de régression linéaires multiples entre résidus de modélisation et variables potentiellement explicatives de ces erreurs. Ces modèles ont servi à étudier les facteurs corrélés à cette incertitude et à produire des cartes d'incertitude.

L'erreur de simulation est, dans cette partie, caractérisée par la RMSE et le biais calculés pour chaque simulation du blé de 2014/2015 pour les 15 points. Les points du transects ont été exclus compte tenu de la différence de protocole (absence de répétition de la mesure) qui aurait pu créer

un biais sur les modèles créés. Ces deux critères, RMSE et biais, permettent respectivement de rendre compte de la dispersion et de l'erreur systématique. Pour ce travail, seul le biais et la RMSE du LAI et de la biomasse aérienne à la récolte (variable *masec*) ont été utilisés pour créer les modèles. Les variables potentiellement explicatives sont présentées dans le Tableau 18. Pour la création des modèles linéaires, seules les erreurs de simulations des scénarios *mes+N* et *mod+N* ont été utilisés puisque ces scénarios correspondent à des optimums de paramétrage. La méthode de régression choisie est la même que pour établir les covariances spatiales du chapitre 5 (stepwise sur le critère de *p-value*).

Tableau 18 : Synthèse des variables choisies pour modéliser les résidus ainsi que les unités associées.

variable	description	unité
<i>RU</i>	réserve utile estimée par les régressions	mm
<i>Argile</i>	teneur en argile sur le profil de sol	%
<i>Norg</i>	teneur en azote organique sur 0-30 cm	%
<i>Phosphore</i>	teneur en phosphore sur 0-30 cm	%
<i>fertilisation</i>	fertilisation minérale appliquée sur chacun des points	kgN ha ⁻¹
<i>pente</i>	Pente tiré d'un MNT avec des mailles de 8 m x 8 m	%
<i>orientation</i>	orientation de la pente	degrés
<i>RG</i>	cumul de rayonnement global tiré d'un MNT avec des mailles de 8 m x 8 m	joules m ⁻²
<i>GEOP</i>	conductivité électrique attribuée à des mailles de 8 m x 8 m	
<i>LAX</i>	LAI maximum du tournesol de 2006 estimé par satellite	m ² m ⁻²
<i>PI</i>	somme de température depuis le début du semis pour LAX/2	GDD
<i>TSI</i>	indice de Beven tiré du MNT fait sur le bassin versant	-
<i>Z</i>	altitude	m
<i>remobilisation</i>	perte de biomasse des tiges entre les deux dernières dates de mesures de biomasse destructive	t ha ⁻¹
<i>flowac</i>	Flow accumulation	-

6.2 Résultats

6.2.1 Evaluation des simulations spatialisées

En regardant les critères de performance des simulations (Tableau 19), les scénarios *mes+N* et *mes-N* sont très proches et ne sont pas significativement différents (t test sur RRMSE). En revanche, entre les dispositifs « transect » et « campagne spatialisée », on relève une différence importante sur les critères de performances. Celle-ci est due à la différence des bases de données d'évaluation : sur le bassin versant, seulement trois dates ont servi à évaluer les simulations alors que pour le transect, 7 dates sont disponibles.

Les médiocres performances de simulation en termes de biomasse sur le bassin versant (15 points) mettent en évidence les difficultés du modèle à simuler la dynamique de végétation en fin de culture. Sur le transect où le suivi temporel de la végétation est plus complet il apparait que la différence entre simulés-observés et fin de culture s'accroît (Cf. annexe Simulés-observés des

simulations spatialisées). Sur ces points on observe une efficacité et des R^2 proches de 0 pour les différents scénarios. Il est possible que l'effet de la maladie (rouille) constatée lors des mesures ait influé le développement de la culture et donc soit en partie à l'origine de ces écarts entre simulés et observés. Celle-ci peut expliquer le décalage de dynamique au moment où la rouille a été constatée sur le blé mais n'explique pas cependant la sous estimation en moyenne du modèle. Le biais observé sur les 15 points spatialisés est en revanche plus faible que sur le transect. D'après les mesures terrain, il est probable que ces écarts simulés-observés soient, au moins en partie, dus à la remobilisation de la biomasse des tiges puisque celle-ci n'est simulée par le modèle. Toutefois, de février à juin, la dynamique de développement du blé est plutôt bien simulée malgré une surestimation systématique par le modèle qui se traduit par une forte RRMSE, un biais très important et une efficacité négative. L'explication de ces faiblesses est un décalage dans la dynamique de végétation simulée qui sanctionne les performances moyennées sur le cycle cultural. Un paramétrage variétal inadapté pourrait en être à l'origine ou bien la présence de maladie relevée en végétation. Ce constat sur la biomasse semble avoir un impact moindre sur la simulation de la dynamique de surface foliaire qui est, quant à elle, relativement bien restituée sur le bassin versant avec des efficacités positives légèrement supérieures à 0.5. Le RRMSE et le biais sont toutefois élevés et même supérieur à ceux observés pour la biomasse.

Sur le transect, l'efficacité du modèle pour simuler le masec du blé est supérieure à 0.5 avec une RRMSE faible relativement à la variabilité de la mesure ($R^2 > 0.8$). Le LAI n'est pas aussi bien simulé avec des efficacités négatives, une RRMSE élevée et avec moins de 50% de la variance expliquée. Les simulations du tournesol reproduisent de manière satisfaisante la dynamique de la biomasse avec toutefois une surestimation de la biomasse produite qui a pour origine une forte surestimation du LAI. Avec les variables d'entrée du modèle issues des modèles de régressions (mod-N/mod+N) les simulations sont proches des observations. Dans certains cas, les performances des simulations sont même supérieures à celles utilisant la mesure en entrée (mes-N, mes+N), en particulier sur le bassin versant entier comme pour le tournesol où le phénomène est assez marqué (delta RMSE jusqu'à 40%). De même, sur le bassin versant, les efficacités pour la biomasse sont faibles mais positives contrairement aux simulations (mes-N/mes+N). Enfin, il n'y a pas de différence significative sur les performances des scénarios mod+N et mod-N (t test sur RRMSE) sauf pour les simulations pour tournesol pour lesquelles l'apport d'une teneur en azote spatialisée se traduit par une augmentation des performances de simulations. Il est donc possible que le tournesol ait subi un stress azoté modéré contrairement au blé, pour lequel il n'y a pas de différences entre les différents scénarios. Le biais est très important pour le tournesol et dans une moindre mesure pour le blé à cause d'un décalage dans la dynamique simulée.

L'enracinement est globalement bien simulé quel que soit le scénario avec néanmoins un décalage de la croissance racinaire qui se traduit par un biais important en moyenne sur la simulation de 80% (Figure 99). Dans les scénarios mes-N et mes+N, on relève une profondeur d'enracinement plus faible sur les observations que sur les simulations pour le point en haut de la pente mais une profondeur équivalente entre simulés et observés pour le point en bas de la pente. Pour les scénarios mod-N et mod+N, les profondeurs d'enracinement simulées sont supérieures aux observations. Les vitesses d'enracinement sont plus rapides qu'en réalité dans tous les scénarios. Sur le point 4-t, cette différence de vitesse est d'autant plus importante qu'à cette période le tournesol a dû déjà subir un stress hydrique compte tenu de la faible profondeur de sol. Cette surestimation de la vitesse de prospection racinaire est concomitante à une croissance de la plante entière qui est surestimée. Enfin, malgré des performances de simulation différentes entre les scénarios mod+N et mod-N sur le LAI et le masec, la simulation de la croissance racinaire n'est que peu affectée par la différence de minéralisation de l'azote organique du sol.

Tableau 19 : Critères de performance (R^2 , RRMSE en %, l'efficacité statistique et le biais moyen relatif) pour les 4 types de scénarios simulés présentés (Tableau 17), pour le BV bassin versant (15 points) et le transect (3 points) pour les simulations de LAI et de biomasse (masec).

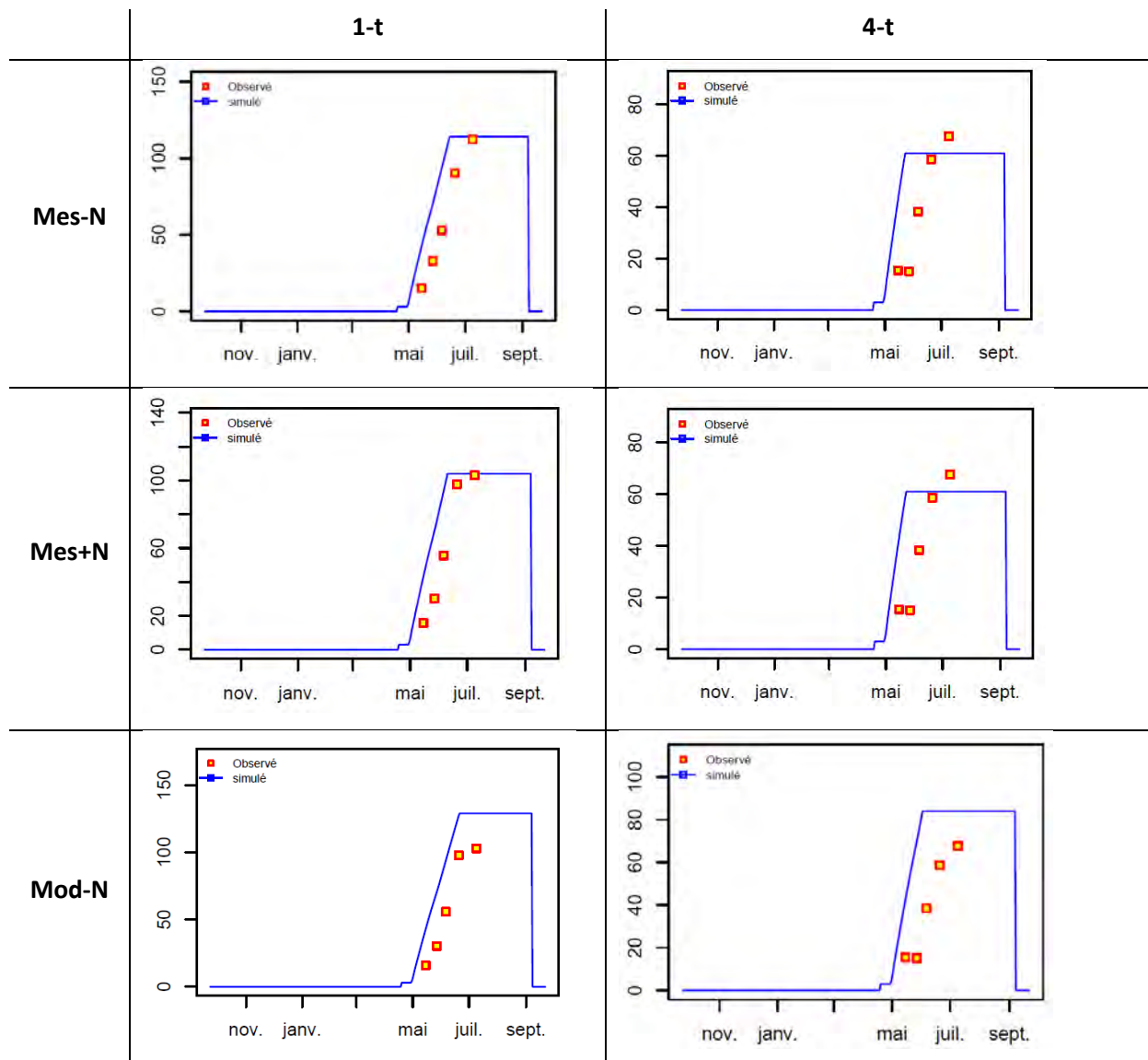
culture	points	scénario	R ²		RRMSE		Efficacité		Biais	
			LAI	masec	LAI	masec	LAI	masec	LAI	masec
blé	BV	mes-N	0.55	0.02	77	68	0.53	-0.05	55%	57%
blé	BV	mes+N	0.55	0.03	77	67	0.53	-0.03	58%	58%
blé	transect	mes-N	0.38	0.88	71	51	-0.33	0.63	-63%	-40%
blé	transect	mes+N	0.43	0.85	70	53	-0.3	0.6	-65%	-41%
tournesol	transect	mes-N	0.61	0.82	149	94	-1.38	-0.1	235%	387%
tournesol	transect	mes+N	0.66	0.82	133	88	-0.91	0.05	216%	363%
blé	BV	mod-N	0.64	0.14	81	65	0.48	0.03	0%	12%
blé	BV	mod+N	0.65	0.16	83	65	0.45	0.03	-1%	11%
blé	transect	mod-N	0.35	0.9	77	55	-0.56	0.57	-67%	-49%
blé	transect	mod+N	0.37	0.89	78	57	-0.59	0.53	-68%	-49%
tournesol	transect	mod-N	0.52	0.81	101	76	-0.1	0.28	152%	321%
tournesol	transect	mod+N	0.59	0.82	84	68	0.24	0.43	163%	332%

Pour conclure sur ces résultats :

- La dynamique de végétation est plutôt bien simulée en début de végétation mais moins en fin de culture.
- Un décalage dans la dynamique est tout de même observé entre la mesure et la simulation pour la prospection racinaire, la LAI et en fin de culture sur la biomasse (effet variétal ou maladie?)

- Les performances de simulation sont supérieures avec les entrées issues de régressions linéaires qu'avec celles issues de la mesure pour retranscrire la dynamique de végétation.
- Une spatialisation de la teneur en azote n'améliore pas de manière flagrante les capacités prédictives du modèle (dans notre contexte)

Sur la base de ces constats, il reste donc à déterminer l'origine des erreurs pouvant être reproduites par modélisation statistique.



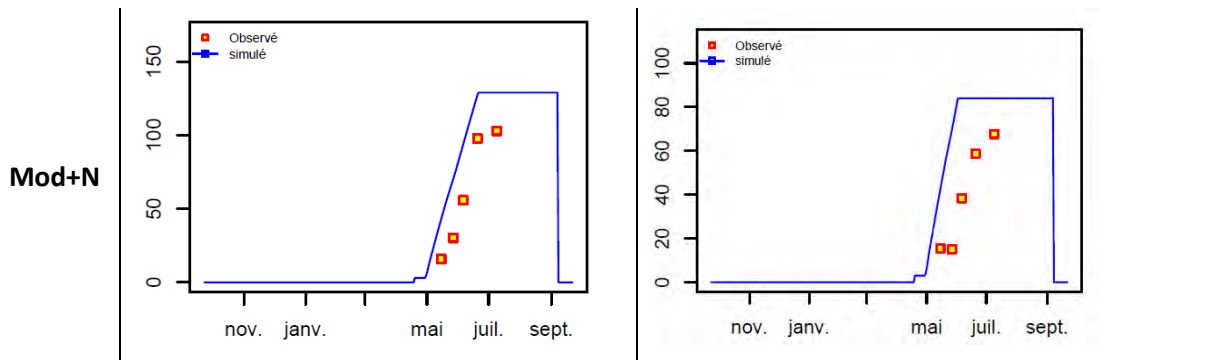


Figure 99 : Profondeurs d'enracinement du tournesol (2014) pour les différents scénarios simulés et pour 2 sols contrastés : 1-t sol profond en bas de versant et 4-T sol superficiel situé sur la crête. La ligne bleue représente la dynamique d'enracinement simulée par STICS et les points jaunes et rouge les données observées par les minirhizotrons.

6.2.2 Modélisation des erreurs de simulation

Les modèles de régression linéaire ont été établis sur le biais et la RMSE des simulations pour le LAI et la biomasse aux 3 dates où il y a eu des mesures sur les points de la campagne spatialisée. Les coefficients retenus pour décrire les résidus ainsi que les performances des régressions sont présentées

Tableau 20 pour le biais et

Tableau 21 pour la RMSE. Les performances prédictives des régressions sont assez élevées compte-tenu du fait que l'inventaire de facteurs potentiellement corrélés n'est pas exhaustif. De manière générale, les performances de régressions pour décrire les résidus sont supérieures pour la RMSE que pour le biais. Les modèles décrivant le biais ont des performances plus faibles que ceux décrivant la RMSE avec des RRMSE souvent supérieures à 100% contre 50% pour la RMSE. Cela met en évidence que l'écart simulé/observé est donc plus lié à un phénomène de dispersion qu'à une erreur systématique. Ainsi, la moyenne des simulations sur le bassin versant est bien représentative du développement de la culture.

Toutefois les deux critères permettent d'identifier des sources d'erreur différentes. Les erreurs de simulation, biais ou RMSE entre les simulations des scénarios mes+N et mod+N sont très proches. Cela met en évidence qu'une partie importante des erreurs de simulation est liée aux mêmes sources d'erreurs. En regardant les coefficients retenus pour les modèles de régression

linéaires et leur part de variance expliquée, il est possible de déterminer les facteurs communs aux deux scénarios mais aussi la part d'erreur expliquée par des facteurs indépendants.

Tableau 20 : Pourcentage de variance expliquée par variable pour décrire le biais des simulations. Le signe positif ou négatif du pourcentage de variance expliquée correspond au sens de la corrélation entre les variables. Une valeur positive montre que l'erreur de simulation sera proportionnelle à la valeur de la variable corrélée et inversement proportionnelle pour une valeur négative. Un test de Student établit la significativité des coefficients : * pour le risque alpha=5%, ** alpha=1% et ***alpha=0.1%

modèles de biais	LAI				Masec					
	mes+N		mod+N		mes+N			mod+N		
	15-avr	15-mai	15-avr	15-mai	15-avr	15-mai	23-juin	15-avr	15-mai	23-juin
RRMSE	0.95	0.63	0.70	1.45	2.0	3.4	-6.5	1.0	3.1	1.5
R ²	0.58	0.59	0.53	0.73	0.2	0.4	0.4	0.1	0.7	0.8
RU	-	0.22*	-	-	-	-	-	-	0.18	0.15*
Argile	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.08
Norg	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Phosphore	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
fertilisation	0.19**	0.26*	0.16*	0.22*	-	-	-	-	0.12	0.14*
penne	0.17*	-	0.16*	-	-	-	-	-	-	-
RG	-	-	-	-	0.15	-	-	0.12	-	-
GEOP	-	-0.11	-	-	-	-0.43**	-0.36*	-	-0.21**	-0.09
LAX	0.22*	-	0.22*	0.12	-	-	-	-	-	0.13
PI	-	-	-	0.17*	-	-	-	-	-	-
TSI	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Z	-	-	-	0.22*	-	-	-	-	0.16	0.22*
Remobilisation	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
flowac	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Tableau 21 : Pourcentage de variance expliquée par variable pour décrire la RMSE des simulations. Le signe positif ou négatif du pourcentage de variance expliquée correspond au sens de la corrélation entre les variables. Une valeur positive montre que l'erreur de simulation sera proportionnelle à la valeur de la variable corrélée et inversement proportionnelle pour une valeur négative. Un test de Student établit la significativité des coefficients : * pour le risque alpha=5%, ** alpha=1% et ***alpha=0.1%.

modèles de RMSE	LAI				Masec					
	mes+N		mod+N		mes+N			mod+N		
	15-avr	15-mai	15-avr	15-mai	15-avr	15-mai	23-juin	15-avr	15-mai	23-juin
RRMSE	0.50	0.43	0.54	0.43	0.58	0.58	0.08	0.63	0.84	0.52
R ²	0.46	0.43	0.34	0.67	0.37	0.72	1.00	0.16	0.67	0.84
RU	0.31**	-0.15	0.21*	-	0.37*	-	0.02*	0.16	0.17	0.19*
Argile	-	-	-	-0.19*	-	-	-0.17***	-	-	-0.17*
Norg	-	-	-	-	-	-	0.18***	-	-	0.28**
Phosphore	-	-	-	0.15	-	-	-0.07**	-	-	-
fertilisation	-	-	0.13	-	-	-	0.1**	-	-	-
penne	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
RG	-	-	-	-	-	0.13	0.1***	-	-	-

<i>GEOP</i>	-	-	-	-	-	-0.13*	-	-	-0.28*	-0.1
<i>LAX</i>	-	-	-	-	-	-	-0.04*	-	-	-
<i>PI</i>	-	-	-	0.25**	-	-0.09	-	-	-	-
<i>TSI</i>	-	0.28*	-	0.08	-	-	-	-	-	-
<i>Z</i>	-	-	-	-	-	-	-0.02	-	-	0.1
<i>Remobilisation</i>	-0.15	-	-	-	-	0.08	0.11***	-	-	-
<i>flowac</i>	-	-	-	-	-	0.29**	0.18***	-	0.22	-

Pour la biomasse aérienne, les performances prédictives des modèles d'erreur sont relativement élevées le 15 mai et le 23 juin pour le scénario mod+N. La différence entre les deux scénarios met en exergue que la variabilité induite par l'incertitude de la mesure (mes+N) ne peut pas être décrite par les facteurs explicatifs choisis ici alors que pour les scénarios mod+N, elle peut plus facilement être modélisée. Pour le biais moyen, on relève que l'erreur de simulation est significativement corrélée aux propriétés de sol via la géophysique (GeoP) et plus ponctuellement à la RU.

La LAI est quant à lui, corrélé positivement à la fertilisation (ou à l'effet parcelle représenté par la fertilisation), la pente et le LAX. La corrélation avec le LAX le 15 avril pour les deux types de scénarios semble indiquer qu'au pic de LAI, les erreurs de simulations sont biaisées. La fertilisation pourrait être à l'origine d'un biais positif sur les simulations. Cette erreur en lien avec la fertilisation, peut provenir soit de la donnée issue de l'agriculteur, soit de la sensibilité de la variété aux apports d'azote. En effet, la parcelle qui a reçu 228 kgN ha⁻¹ a été semée avec un blé améliorant pour lequel la teneur en protéines doit être particulièrement élevée. Ainsi, le dernier apport d'azote n'a pas pour objectif d'augmenter la biomasse mais d'augmenter la concentration en protéines et donc en azote dans le grain. Plus ponctuellement, une part du biais semble due à la réserve utile. La partie sur la propagation de l'incertitude de la RU a montré que l'incertitude pouvait introduire un biais sur les sorties de modèle. Une autre cause de ce biais pourrait être la difficulté à estimer la profondeur réelle sur les sols profonds. Ici la profondeur maximale accessible à la tarière était de 1,5 m mais était parfois inférieure pour certains profils particulièrement secs et donc difficiles à prélever. Ce serait cohérent avec l'apparition plus régulière de ce biais dans les scénarios mes+N par rapport aux scénarios mod+N puisque dans les modèles linéaires, il n'y a pas de profondeur seuil dans la RU calculée. Le biais est également dépendant du stade : en avril, le biais est peu expliqué par les facteurs choisis contrairement au 15 mai et au 23 juin pour la biomasse. Autrement, d'autres facteurs explicatifs ont été retenus dans les régressions et mais qui n'apparaissent que ponctuellement dans les modèles ; c'est le cas de l'altitude et le PI pour les modèles décrivant les résidus des scénarios mes+N ou mod+N.

La RU apparait comme le facteur explicatif récurrent des modèles décrivant la RMSE, tant pour les deux variables biophysiques que pour les scénarios mes+N et mod+N ; et ce même si elle n'est pas systématiquement significative, notamment dans le seul cas où elle apparait corrélée négativement. L'erreur générée par RU est principalement due à de la dispersion autour de la moyenne, compte tenu que ce n'est pas un facteur explicatif que l'on retrouve dans les modèles décrivant le biais. La pente, l'altitude, le LAX et le PI apparaissent ponctuellement significatifs. L'apparition de la pente et de l'altitude dans les régressions montre que la topographie pourrait influencer sur le développement de la culture d'une manière qui n'est pas prise directement en compte dans le modèle, que ce soit l'exposition au rayonnement, au vent ou la redistribution de l'eau dans le paysage. La géophysique n'apparait corrélée qu'au biais et peu significativement à la RMSE, sauf à la récolte. Les autres facteurs n'apparaissent que rarement significatifs. Par ailleurs, à la récolte, la teneur en argile et la teneur en azote des sols sont significativement corrélés pour les deux scénarios mais n'expliquent l'erreur de simulation que pour la biomasse à la récolte et le LAI en mai pour la teneur en argile. L'apparition ponctuelle de ces facteurs est difficilement interprétable. Il en va de même pour le LAX et le PI. Il est probable que le jeu de données soit trop statistiquement trop petit et ne permette pas de mettre en évidence les faibles corrélations qu'il pourrait y avoir.

Ce travail a permis d'établir le poids de la RU dans les erreurs de simulations du LAI et de la biomasse et à différentes dates qui se traduit par une dispersion autour de la mesure. L'effet « parcelle », fertilisation ou encore espèce/variété semble également introduire une erreur mais sous la forme de biais. Enfin la significativité des relations pente et altitude et erreur à certaines dates montre que des facteurs liés à la topographie pourrait être lié à certaines erreurs de simulation. Il est donc important de diminuer au maximum l'incertitude de la mesure, de la représentativité de la mesure (échantillonnages/répétitions multiples) et par la méthode de spatialisation.

6.2.3 La carte de biomasse en fin de culture et de RMSE associées

Les modèles de régressions permettent de produire spatialement les erreurs de simulations de STICS pour la biomasse finale du 23/06/2015 avec des performances satisfaisantes. Seule la carte de RMSE pour la biomasse finale a été produite puisque une majorité des erreurs de simulation ne sont pas systématiques. Par ailleurs, les meilleures performances de simulation ayant été observées pour les scénarios mod+N, c'est donc ce scénario qui sera présenté ici. Pour spatialiser les entrées du modèle décrivant les RRMSE du modèle STICS sur la biomasse, les modèles de régression décrivant la répartition spatiale des argiles, la RU et l'azote organique du sol avaient déjà été créés et présentés au chapitre 0. Ce sont donc ces modèles qui ont servi à générer les entrées du modèle de RMSE.

La carte de rendement en biomasse totale en fin de culture, associée à la carte de RMSE sont corrélées entre elles mais ne présentent pas exactement les mêmes tendances (Figure 100) notamment à cause des classes représentées qui ne correspondent pas exactement aux mêmes valeurs entre les deux cartes. La correspondance entre les deux cartes est plus visible sur la Figure 101. La topographie est visuellement reliée à la distribution des biomasses simulées et de la RMSE du modèle (Cf. carte des altitudes, Figure 45). Ce résultat est logique compte tenu du poids important de l'altitude pour représenter les différences de réserve utile, l'enracinement et le paramètre Norg dans l'espace par les régressions linéaires tant pour générer les entrées que pour spatialiser l'erreur du modèle. Par ailleurs la paramétrisation de la RU est sensible dans le modèle STICS (Jégo et al., 2015) ce qui est un facteur commun aux deux cartes.

Les zones d'enracinement profond sont une source d'erreur importante puisqu'en bas de versant on observe des RMSE très élevées de l'ordre de 7.5 à 10 t ha⁻¹. L'incertitude liée à la formalisation de la réserve utile peut être une source d'incertitude importante dans les situations avec une RU importante (chapitre 4 partie 4.4.2). Les sols superficiels (crête, lentille sableuse) sont quant à eux plutôt bien simulés. La profondeur estimée à la tarière étant souvent sous-estimée sur sol profond celle-ci doit être à l'origine d'une partie importante des erreurs observées. Cette erreur pourrait également être liée à un facteur de convergence des flux (morphologie concave ou convexe du terrain) puisque les variables Norg et RU sont aussi dépendantes du flowac et du TSI et expliquerait les patches observés sur la carte, pour lesquels l'incertitude est plus élevée. Cette différence est peut-être également due à la minéralisation du sol qui n'est pas spatialisée correctement ; ces deux facteurs pouvant expliquer la part d'azote labile du sol. Cela pourrait expliquer les différences observées dans l'espace entre rendement simulé par STICS qui est modérément sensible au Norg (Varella et al., 2010a) alors qu'il s'agit d'un facteur explicatif de la spatialisation de la RMSE important.

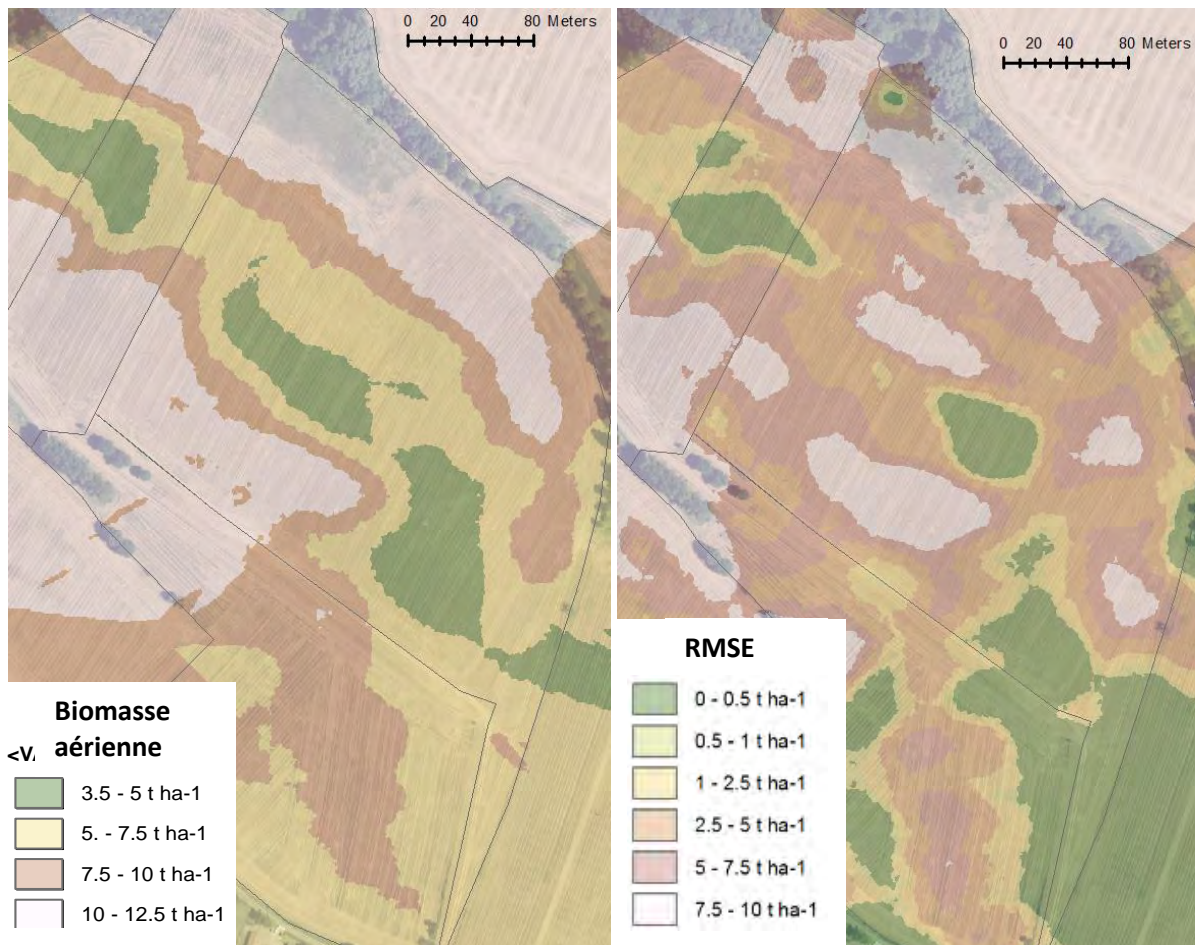


Figure 100 : Carte du rendement en biomasse aérienne simulée au 23/06 (gauche) et la RMSE correspondante (droite) sur le bassin versant du Montoussé sur culture de blé. Les données présentées sont celles du scénario mod+N. Les lignes représentent le contour des parcelles. Une interpolation des sorties de modèles qui ont été attribuées à chaque maille de 8 x 8 m a été faite par krigeage avec le logiciel Arcgis.

En regardant la relation entre biomasse simulée avec STICS et la RMSE (Figure 101) on observe que les deux sont effectivement très corrélées mais que pour les biomasses plus élevées l'erreur de simulation s'accroît fortement. Jusqu'à 10 t ha^{-1} la RRMSE est en moyenne de 38% (56% des mailles simulées) et elle bascule à 64% pour les simulations supérieures ou égales à 10 t ha^{-1} (44% des mailles). Une explication supplémentaire pouvant expliquer des erreurs sur la simulation de biomasse à la récolte pourrait être l'absence de prise en compte du phénomène de remobilisation de la biomasse des tiges. En effet, dans la partie 3.1 il a été montré une corrélation positive entre remobilisation et biomasse totale produite. Par ailleurs, le phénomène de remobilisation était spatialement corrélé à la géophysique comme c'est le cas pour la RMSE. Ce phénomène ne semble cependant pas expliquer la majorité des erreurs de simulations, la relation entre la remobilisation et la RMSE n'apparaissant pas significative après un test de Student fait sur la relation remobilisation et RMSE sur les 15 points de mesure de la campagne de mesures spatialisée.

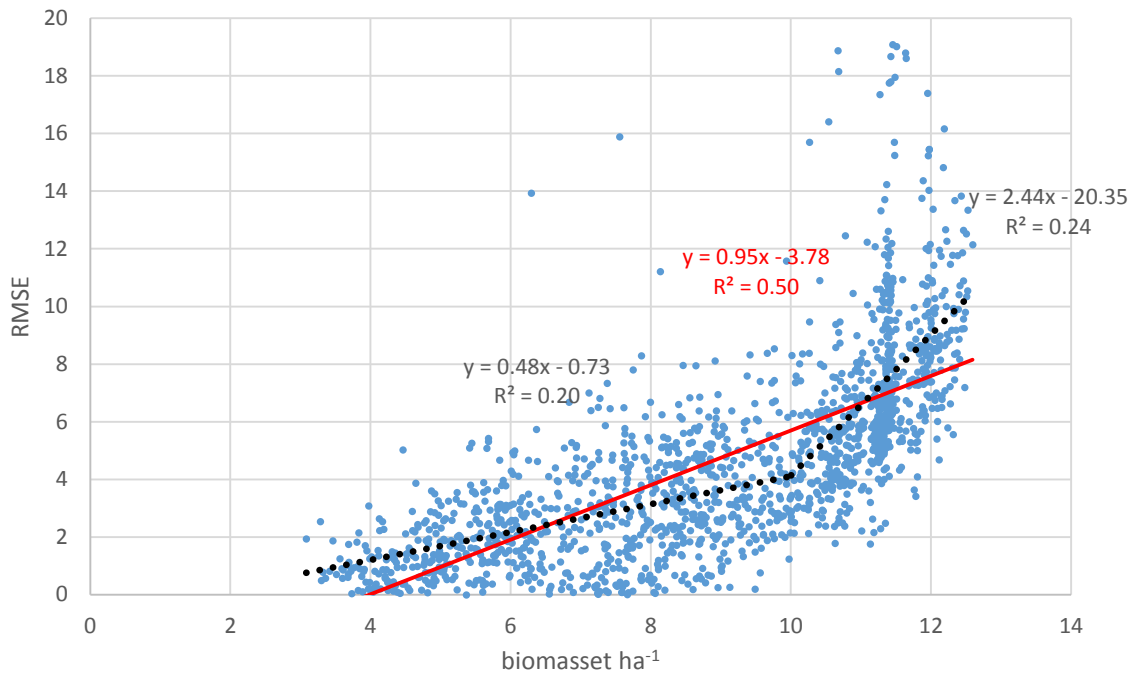


Figure 101 : La RMSE en fonction de la biomasse simulée avec le modèle STICS sur le sous-bassin versant. Les données présentées correspondent à celles présentées dans la Figure 100. Une droite de régression sur l'ensemble des points a été tracée en rouge. Deux autres courbes ont été tracées pour distinguer la tendance entre biomasse simulées et RMSE pour les biomasses simulées inférieures à 10 t ha⁻¹ et celles supérieures ou égales à 10 t ha⁻¹.

6.3 Discussion et conclusion

La spatialisation du modèle STICS a permis de reproduire avec succès les hétérogénéités spatiales observées de biomasse en fin de culture sur les sols superficiels à moyenne profondeur. Habituellement pour spatialiser les modèles et en particulier le modèle STICS, l'assimilation de données satellite (Prévoit et al., 2003) ou l'inversion de modèle avec ou sans assimilation était privilégié (Varella et al., 2010b). Le travail présenté ici montre qu'il est possible de se servir des méthodes de cartographie des propriétés de sol de type SCORPAN pour générer les entrées de modèles dans les 3 dimensions de l'espace.

Cette méthode de spatialisation des entrées du modèle permet de meilleurs résultats de simulation qu'avec la mesure. Ceci confirme l'hypothèse qu'un modèle permet de s'affranchir d'une part de l'incertitude de la mesure. Comme vu précédemment, la propagation d'erreur dans le modèle est source de biais sur les sorties de modèle et cette méthode de spatialisation des entrées permet de le diminuer (Cf. partie sur la propagation de l'incertitude de la RU).

La spatialisation peut tout de même être améliorée : les écarts simulés-observés dépendent significativement de la réserve utile et de la fertilisation. Cela met en évidence que la représentation de la réserve utile et de l'effet parcelle (itinéraire technique) dans le modèle sont perfectibles. Ici

n'ont été spatialisés en entrée qu'un certain nombre de variables, réserve utile, le stock de matière organique et une partie de l'itinéraire technique mais d'autres variables peuvent être également accessibles spatialement et servir à affiner la spatialisation, comme l'ensoleillement, le vent (Allen et al, 2006) ou encore une spatialisation des vitesses maximale d'infiltration par couche de sol. La spatialisation de la profondeur réelle de sol pourrait également permettre de reproduire l'anoxie qui a été observée au niveau des crêtes ce qui n'est pas le cas actuellement. Le processus de remobilisation n'étant pas directement prise en compte par le modèle, il s'agit là d'une limite de la prédiction spatiale du rendement par STICS.

Enfin, la méthode mise en œuvre ici démontre qu'il est possible de spatialiser le modèle moyennant une adaptation au contexte d'utilisation. De nombreuses hypothèses sous-jacentes sont dépendantes du contexte d'utilisation, comme les facteurs explicatifs des hétérogénéités, l'échelle de travail, les variables à spatialiser etc. La méthode ne peut être transposée directement à d'autres situations. En guise d'exemple, dans le contexte où cette spatialisation a été faite, le poids de la topographie est particulièrement important et explique une grande partie des hétérogénéités observées. Cela ne sera pas nécessairement le cas dans d'autres contextes agro-paysagers.

Discussion et conclusion

Ce travail de thèse a permis de proposer une démarche cohérente pour la cartographie des entrées des modèles de culture et en particulier du modèle STICS et donc de répondre au besoin initial qui était de spatialiser le stock d'eau accessible aux plantes. La particularité de ce travail de thèse est d'avoir validé chacune des étapes de la mesure terrain jusqu'à la simulation mult-1D avec le modèle STICS. Grâce à cette évaluation étape par étape, il a été possible de trouver des réponses aux quatre questions initialement posées mais aussi de définir des perspectives d'utilisation ou d'amélioration de la méthode.

Q1 : Quelles sont les contraintes méthodologiques à la spatialisation ?

Le travail de cette thèse a permis de proposer une méthode pour la modélisation multi-1D des cultures de la mesure à la spatialisation des entrées du modèle. La prédiction des hétérogénéités des cultures par le modèle STICS est globalement satisfaisante avec une erreur majoritairement de nature aléatoire (dispersion) et seule une faible partie des erreurs sont systématiques (biais). Cependant, la méthode utilisée ici a certaines limites : c'est le cas de l'estimation des rendements et de la réserve utile pour les sols profonds qui présente une forte incertitude sur la valeur obtenue.

Il s'agit d'une limite méthodologique à la spatialisation qui est commune à d'autres méthodes comme les techniques d'inversion de modèle. En effet, sur les sols à propriétés verticales, la profondeur d'enracinement est difficile à estimer puisque celle-ci dépasse souvent la profondeur facilement accessible à la tarière. Dans le cadre d'une campagne de mesure spatialisée, et en particulier dans celle effectuée avec une tarière racinaire comme lors de ces travaux, il s'avère difficile d'accéder à des profondeurs supérieures à 1.5 m dans le cas de sols non caillouteux. En présence de molasse, cette profondeur peut être moindre. Au-delà de 1.5 m, il est alors considéré que la réserve utile n'est pas un facteur limitant au développement de la végétation ce qui n'est pas tout à fait exact. C'est le constat qui a été fait dans le chapitre 4 où il apparaît qu'une augmentation de la profondeur d'enracinement peut se traduire par une hausse de la production de biomasse même pour des valeurs élevées d'enracinement. Dans la méthode proposée ici, cette incertitude se propage dans la méthode de spatialisation de la réserve utile qui s'appuie sur la mesure jusqu'au modèle qui utilise la valeur finale. Certaines plantes comme le tournesol ou encore le maïs, pouvant avoir des enracinements en profondeur importants (Dardanelli et al., 1997; Kristensen and Thorup-Kristensen, 2004), il est donc nécessaire pour ces cultures que les mesures de calage soient suffisamment représentatives.

Pour comparer avec la méthode d'inversions de modèles de culture, qui présente des avantages proches de la méthode des covariances spatiales, la déduction des RU sur sols profonds est également problématique. C'est ce qui est ressorti d'un travail préalable d'inversion du modèle

STICS sur le bassin versant d'Auradé présenté Figure 102. Ce premier travail d'inversion a servi à déterminer la faisabilité de l'inversion de modèle avec le jeu de données acquis pendant ce travail de thèse. Des sols fictifs avaient été générés dans un premier temps, en faisant varier la capacité au champ sur le profil et la profondeur d'enracinement pour des RU générées de 8 à 400 mm. En regardant le LAI estimé par satellite par rapport au LAI simulé après sélection de la RU correspondant à chaque pixel, il est apparu une équifinalité importante entre les propriétés de rétention en eau et la profondeur d'enracinement. Ceci était dû en grande partie à l'année climatique étudiée, peu limitante en eau et donc avec peu de contrastes visibles à certains stades. La présence de stress hydrique est indispensable pour que la méthode d'inversion soit efficace (Varella, 2009). En conséquence, sur la carte de RU produite, on a pu observer une très forte majorité de sols ayant une RU supérieure à 200 mm, ce qui est peu réaliste au regard des mesures faites sur le bassin versant.

Il apparaît donc que la méthode d'inversion n'est valable que pour les situations où un stress important est subi. Ces résultats confirment donc, y compris au-delà du contexte des acquisitions de la thèse, que la méthode de spatialisation par les covariances spatiales est la plus pertinente pour la spatialisation des entrées de STICS ; mais que la détermination de la réserve utile sur sol profonds est une limitation méthodologique importante pour les deux méthodes. Dans le cas de la méthode des covariances spatiales, une manière de s'en affranchir est d'avoir un jeu de données plus complet en quantité de données et également plus réaliste sur les sols profonds. Enfin, quelle que soit la méthode, la spatialisation de variables supplémentaires expliquant les différences de végétation, et donc des variables d'entrée/forçage des modèles est une piste d'amélioration pour une meilleure simulation des hétérogénéités.

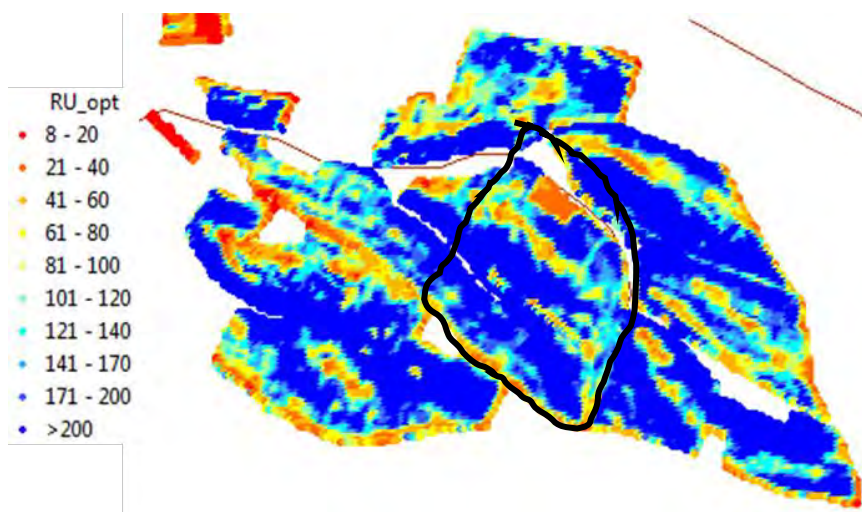


Figure 102 : Carte de la réserve utile produite par inversion du modèle STICS sur le tournesol de 2014 à l'échelle du bassin versant d'Auradé. La partie entourée en noir met en évidence la partie du sous-bassin versant du Montoussé suivie au cours de ce travail de thèse.

Dans le travail présenté ici, seule la RU, la teneur en azote organique et l'itinéraire technique imposé d'après l'itinéraire réel, ont servi à la spatialisation du modèle. Les résultats de la spatialisation confirment l'importance de la réserve utile et du stock d'azote organique, s'il est limitant, pour la simulation des hétérogénéités de rendement avec le modèle STICS. Néanmoins, d'autres variables pourraient être spatialisées afin d'obtenir de meilleures performances de simulation. C'est notamment le cas du rayonnement solaire, du vent et de la répartition des pluies qui sont fortement dépendants de la topographie. Le modèle STICS est sensible au rayonnement, comme l'a montré un test de sensibilité au rayonnement global, et donc l'ETP qui en découle. Ces variations peuvent favoriser la production de biomasse mais peuvent également induire indirectement un stress hydrique en favorisant l'évapotranspiration (Ferrant et al. 2016).

Les résultats du test de sensibilité au rayonnement et à l'ETP en fonction de la pente et de l'exposition sont présentés en Figure 103. Le calcul du rayonnement global et de l'ETP en fonction de la topographie est rendue possible en prenant en compte la géométrie du paysage (pente/orientation) par le modèle de Allen et al. (2006) qui permet d'appliquer une correction d'après une station météorologique de référence posée sur un sol plat. Les résultats ont montré que si la réserve utile est le premier facteur limitant, dès lors que la réserve utile atteint un seuil de 150 mm, les différences observées sur la biomasse produite pour une même RU ne sont plus négligeables et peut faire varier la biomasse de 1 t ha^{-1} (Ferrant et al. 2016). Il apparaît donc évident qu'en conditions peu limitantes en eau, si la variabilité du microclimat est négligée, elle conduira à une erreur de simulation. En l'état, cette correction du rayonnement global et de l'ETP n'est pas suffisante pour décrire le microclimat puisque l'ETP finale ne prend pas en compte l'effet du vent sur l'évapotranspiration potentielle. En effet, appliquer cette correction aux entrées du modèle STICS aboutit à légèrement dégrader les performances de simulations.

Enfin, certains processus nécessiteraient d'être pris en compte dans la spatialisation, comme le phénomène d'anoxie, celui de tassement ou encore la remobilisation de biomasse. Néanmoins, en l'état, il était impossible de les intégrer, par manque de connaissance des déterminants de leur répartition dans l'espace. Une possibilité à envisager dans la suite de ce travail serait d'établir un lien entre ce phénomène d'anoxie et un indicateur de convergence hydrologique comme le TSI. Une alternative serait de quantifier le degré de saturation du sol grâce aux images radar. Cela nécessiterait un travail spécifique pour relier cet indicateur à la présence d'accumulation d'eau importante à certains endroits du bassin versant. Dans le cas plus spécifique de la remobilisation de biomasse, il s'agit d'un phénomène qui est dépendant de la variété. Même si le processus était pris en compte par le modèle, il aurait fallu trouver une méthode de calage de la dynamique de végétation pour la prise en compte de phénomène. Il s'agit toutefois d'une limitation du modèle

STICS pour simuler les différences de végétation en fin de culture qui nécessiterait d'être pris en compte.

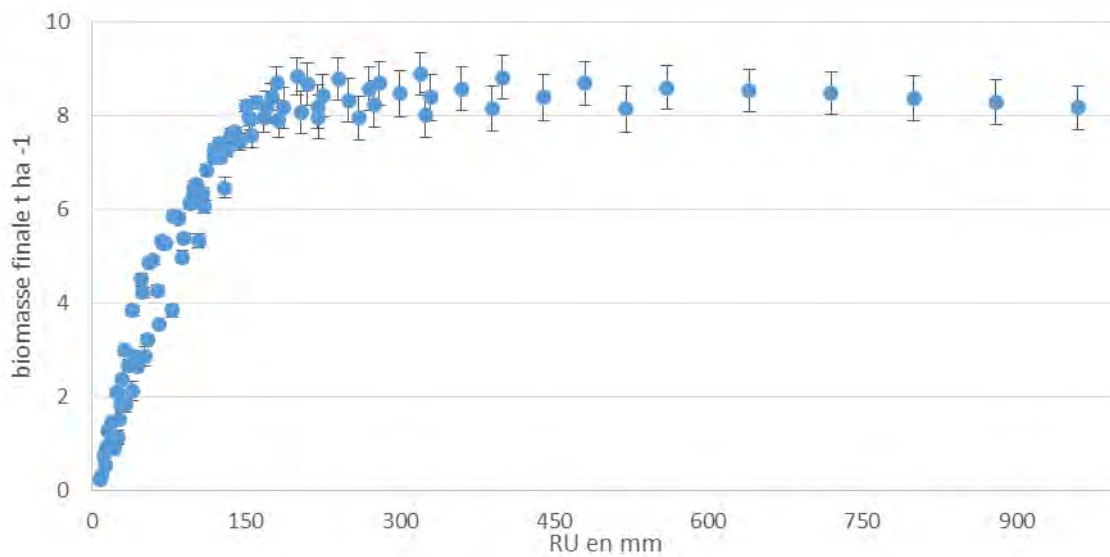


Figure 103 : Rendement final en biomasse totale aérienne simulée par le modèle STICS pour le tournesol de 2014 selon la réserve utile et pour différentes configurations de topographie de pente et d'exposition correspondant aux situations rencontrées sur le bassin versant du Montoussé. Les barres d'erreur représentent l'écart-type entre les simulations avec la même RU mais une variation du rayonnement global/ETP correspondant aux variations observées sur le bassin versant du Montoussé.

Une approche différente permettant de s'affranchir de certains défauts des deux méthodes présentées précédemment consisterait à estimer directement la RU dans l'espace comme avec une tomographie de résistivité électrique ou le suivi diachronique des profils d'humidité du sol combiné à de la modélisation hydrodynamique. Dans certains cas, cette mesure se rapproche plus d'une estimation réelle de l'eau accessible aux racines que la formalisation de la RU conventionnelle puisque qu'elle ne détecte pas directement la présence de racines mais plutôt les variations de stock d'eau en lien avec le prélèvement par les plantes (Rhoades et al. 1976). En effet, différents travaux ont montré la pertinence de cette approche pour accéder aux propriétés de rétention en eau du sol (Corwin and Lesch, 2005; Friedman, 2005) mais également pour décrire les couches de sol et estimer la profondeur de sol (Samouëlian et al., 2005). Toutefois, ce type de mesures nécessite malgré tout d'avoir un jeu de données local des propriétés de sol pour avoir une interprétation du signal électrique ajustée au contexte pédologique. Enfin, s'il n'existe pas encore de travaux sur l'estimation de la réserve utile par le signal radar (GPR), sa capacité à détecter l'humidité du sol (Huisman et al. 2003; Hubbard et al. 2002) pourrait permettre de déterminer la profondeur maximale de prélèvement d'eau ou encore les propriétés de rétention en eau.

Q2 : Le concept de RU est-il pertinent dans un contexte de sols à propriétés vertiques ?

Pour des sols argileux à propriétés vertiques, il n'est pas possible de considérer une densité apparente constante. Or, dans la représentation courante de la réserve utile, la densité apparente sert de facteur de conversion en pourcentage volumique des valeurs des humidités caractéristiques mesurées en laboratoire, exprimées en teneur en eau massique. Il est donc nécessaire, soit de raisonner uniquement sur les valeurs estimées en teneur en eau volumique, soit de prendre en compte cette variabilité de la densité apparente dans le calcul de la réserve utile. Pour déterminer la réserve utile, deux possibilités sont donc offertes pour l'estimation des humidités caractéristiques : l'estimation des propriétés de rétention d'après les dynamiques d'humidité volumique, soit par détermination de ces variables par une solution numérique (optimisation des entrées du modèle).

Dans le cas du modèle STICS, il n'est pas encore possible, sans modifier le formalisme, de simuler une densité apparente dynamique fonction de l'humidité. Il en va de même pour les autres modèles de culture. On est donc contraint de considérer que l'effet du tassement est négligeable sur la période de la simulation et donc de s'affranchir de la variabilité intra-annuelle de la densité apparente dans les modèles. Dans le contexte d'Auradé, et pour les années climatiques étudiées au cours de ce travail de thèse, ce choix est n'a pas été un obstacle rédhibitoire. En effet, sur les horizons non superficiels et pour les sols n'ayant pas subi de tassement important, cette densité apparente n'augmente pas au point d'être un obstacle à l'enracinement. L'hypothèse est peut-être moins valable pour quelques sols atypiques qui ont subi un fort tassement, comme ceux situés dans les tournières, qui peuvent avoir des densités apparentes élevées, même sur sol humide. Par ailleurs, cette hypothèse est peut-être moins pertinente pour les cultures de printemps qui sont implantées sur des sols potentiellement plus secs et donc avec une matrice de sol plus dense.

Enfin, afin d'obtenir des sorties plus réalistes, une possibilité pour contraindre un peu plus le modèle, est de compléter la représentation de la réserve utile telle que proposée ici par des vitesses d'infiltration maximale à la base de chaque couche de sol décrite. Bien que le travail présenté ici ne permette pas d'associer directement le gain de performance de simulation avec l'ajout de ces variables aux paramètres d'entrée (simulations avec vitesses d'infiltration mais aussi macroporosité et fentes de retrait), la bibliographie montre que l'ajout de vitesses d'infiltration pour compléter la définition des humidités caractéristiques est plus réaliste et permet de mieux contraindre les modèles (Assouline and Or, 2014; Nachabe, 1998).

Q3 : Quelles sont les sources d'incertitudes autour des mesures de sol et biophysiques ?

L'hétérogénéité des jeux de données utilisés, la représentativité différente entre mesures et modèle, l'incertitude sur le protocole de mesure mais aussi les interrogations autour de la

représentation conceptuelle du système sol-culture et des processus liés, ont mis en évidence qu'il existe de nombreuses sources d'incertitudes. Cette réflexion sur les sources d'incertitude permet de proposer un modèle conceptuel de décomposition de la variance présenté dans l'équation 17, qui est une évolution du modèle conceptuel d'incertitude proposé par Heydorn & Esbensen en 2004 et appliqué à la spatialisation.

$$\text{Variance totale} = \text{variance de définition} + \text{variance de précision} + \text{variance de représentation} \quad \text{Eq 17}$$

Dans les approches déterministes, donc basées sur une représentation des variables par une moyenne, l'hypothèse préalable est que la distribution des valeurs de cette variable est centrée autour de la moyenne. La dispersion supposée autour de la moyenne se traduit par un écart-type et donc une variance qui est en partie dépendante de la variable elle-même et des hypothèses liées à sa conceptualisation (Eq 17, **variance de définition**). Pour illustrer avec des exemples, la capacité au champ ou la profondeur maximale d'enracinement de la réserve utile ne correspondant pas à des valeurs fixes mais à des gammes de valeurs, l'écart autour de la moyenne des mesures sera en partie lié à la représentation déterministe de la définition. Dans cet aspect de la variance, les hypothèses d'isotropie ou de continuité du système font également partie des hypothèses préalables à la définition de certaines variables (Wang et al., 2012; Zaslavsky, 1968) ce qui se traduit également par une **variance de définition**.

La **variance de précision** est liée à l'incertitude du protocole de mesure lui-même ou à la sensibilité du modèle utilisé qui ne permet pas de retranscrire les différents états de la variable. Elle correspond à l'erreur de mesure et est également appelée incertitude absolue. En améliorant les protocoles de mesure, celle-ci peut être diminuée.

Enfin la **variance de représentation** est directement liée à la spatialisation et correspond aux hypothèses de représentativité de la variable mesurée ou simulée. Cette variance est elle-même dépendante de l'hypothèse que la variable est représentative d'un système plus large que sa représentativité initiale (représentativité statistique) et du facteur d'échelle (intégration de la mesure). Pour le premier point, la variance dépend de l'hypothèse que le volume élémentaire représentatif (Skogerboe, 1984) ou pour une surface minimum (Barkman, 1989) est atteint. Elle va dépendre également de l'étendue de la zone que l'on souhaite représenter par les mesures. Dans le deuxième, cela correspond aux facteurs d'intégration spatial et temporel (Grayson and Blöschl, 2001).

Sur la base de cette représentation de la variance, les possibilités pour diminuer l'incertitude apparaissent plus clairement. La variance de définition faisant partie des hypothèses initiales de travail, elle ne peut être diminuée à moins de faire évoluer la conceptualisation des définitions

utilisées. En revanche, en faisant évoluer les méthodes de mesures ou d'estimation des variables, il est possible de diminuer la variance de précision. En effet, il peut y avoir une différence entre une définition et le résultat de la méthode de mesure. Dans le cas de la RU, certaines approximations sont nécessaires pour son estimation. C'est notamment le cas de la profondeur du stock d'eau accessible aux plantes qui est en général estimée par la profondeur d'enracinement ce qui n'est pas tout à fait exact. Le travail de thèse présenté ici s'est concentré sur la diminution de la variance de représentation plutôt que les deux autres types de variances.

Le premier point important dans le cadre de la modélisation pour diminuer les erreurs dues aux incertitudes est d'utiliser un modèle robuste. D'où le choix du modèle STICS qui a été évalué sur un grand nombre de pédoclimats (Coucheney et al., 2015). Pour éviter un biais de paramétrage sur les variables ayant une forte variance de définition, il est nécessaire d'avoir des méthodes d'optimisation et des critères de vraisemblance adaptés, associés à une tolérance adaptée à la variabilité de la variable étudiée, dans le cas de la recherche des paramètres (Guillaume et al., 2011; Tremblay and Wallach, 2004). C'est une contrainte particulièrement importante à prendre en compte dans les cas d'inversion de modèle. Dans le travail présenté, il ne s'agit pas de la piste d'amélioration puisque la réserve utile n'a pas été optimisée en entrée. En revanche pour les méthodes d'inversion, il s'agit bien d'un levier d'amélioration.

La variance de précision et de représentativité de certaines variables d'entrée peut être diminuée par la modélisation, compte tenu du fait qu'un modèle ne restitue pas l'incertitude s'il est calé de manière robuste. C'est ce que suggèrent les meilleures performances en sortie des simulations qui sont basées sur les entrées modélisées dans l'espace par rapport aux simulations faites avec les mesures terrain. Cette méthode permet de s'affranchir d'une part de l'erreur systématique, et d'une part plus importante encore de l'erreur non systématique de la mesure. En effet, cette méthode ne permet de restituer que la variance des mesures qui peut être retrouvée à l'échelle des entrées de modèle.

Par ailleurs, il est possible de diminuer la variance de représentation en échantillonnant une zone/surface la plus homogène et représentative possible. Dans le cadre de la thèse des couches de sol ont été échantillonnées et ne correspondent pas nécessairement à des horizons pédologiques. Il est probable que cette méthode d'échantillonnage puisse se répercuter sur la représentativité de la mesure.

La différence de représentativité entre les mesures en entrée de modèle peut avoir un impact sur les performances de simulation. En effet, le protocole et la surface/volume représenté par les mesures ont un impact direct sur l'incertitude. Ces incertitudes se propagent ensuite dans le

modèle pouvant causer des incertitudes. Dans le cas de la réserve utile, cette erreur sur la mesure peut même être source de biais en sortie de modèle (cf. partie 4.4) Les hypothèses sous-jacentes à l'attribution d'une mesure locale à une surface ne sont pas négligeables : c'est ce qui a été montré pour le tournesol en 2014 où l'hypothèse d'une densité de plants fixe entre chaque point de mesure de la thèse pour basculer de la mesure rapportée au plant à une mesure rapportée à une surface se traduit par une incertitude de 6%. Cette incertitude liée à la spatialisation n'est pas la même suivant les mesures ce qui peut avoir un impact lors des phases de calibration ou la validation des modèles. Dans le cadre de la thèse, lors de la phase de paramétrisation et d'évaluation du modèle STICS sur la parcelle d'Auradé Flux, les mesures de LAI et de biomasse utilisée avaient été faites dans le sens présumé du footprint du mat d'Eddy-covariance contrairement au paramétrage du sol qui est local. Par ailleurs, les mesures d'ETR ont une représentativité variable au cours d'un cycle cultural ce qui implique une différence de représentativité variable au cours du temps avec les mesures biophysiques. Cette différence peut donc avoir un impact difficile à quantifier *a priori* sur l'utilisation de modèles de culture.

A cette incertitude s'ajoute la variance due à un VER parfois non atteint qui va dépendre de la variable mesurée, de la surface échantillonnée et de la date de mesure. Une possibilité pour obtenir des entrées plus robustes est soit de répéter la mesure un plus grand nombre de fois, soit de faire des mesures intégratrices de plus grandes surfaces ou volumes. Dans cette optique, la télédétection permet de répondre à ce besoin, avec tout de même le danger inverse d'être trop intégrateur, si la résolution est trop faible. Cette méthode permet aussi d'obtenir une plus grande robustesse pour caler les modèles puisque en agrégeant les échantillons, la distribution des valeurs se rapproche un peu plus d'une loi normale (théorème central limite).

Q4 : Dans quelle mesure ce travail est transposable à d'autres situations ?

Les covariances spatiales ne sont pas directement transposables à d'autres situations, puisque celles-ci ont été calées sur les spécificités du paysage gersois (sols vertiques, topographie très marquée, etc.). En revanche, la démarche est reproductible, de l'échantillonnage grâce à l'hypercube latin à la spatialisation des entrées et à l'utilisation du modèle à l'échelle du sous bassin versant. Deux questions restent cependant en suspens : quelle est le domaine de validité spatiale de ces covariances, et plus spécifiquement, est-ce que cette spatialisation peut être étendue à l'ensemble du bassin versant d'Auradé à partir de ce seul sous-bassin versant? Pour quelles échelles, temporelles et spatiales, cette méthode est-elle valable ?

Pour répondre à la première question, il serait nécessaire d'étendre la spatialisation des propriétés de sol à l'ensemble du bassin versant et de valider sur des séries de mesures

indépendantes. Ce travail est envisagé en perspective de cette thèse. La réponse à la deuxième question dépend de la variable. En agronomie, il n'existe aucune réelle constante, toutes les constantes sont considérées comme telles pour une échelle de temps donnée, pour un domaine de validité défini et/ou faute d'avoir possibilité de renseigner plus finement les variations. En prenant l'exemple des propriétés de sol, celles-ci sont susceptibles d'avoir une évolution dans le temps non négligeable à court, moyen ou long terme, comme par exemple pour les stocks de matières organiques (Constantin, 2010), mais aussi les composantes de la réserve utile (Cousin et al., 2014; Karhu et al., 2011). Cette évolution peut être même visible à partir de quelques années, moins de 10 ans dans le cas de la RU et suivant les pratiques (Cousin et al., 2014; Karhu et al., 2011).

La validité de la méthode suivant l'échelle, dépendra probablement de la topographie du lieu où est appliquée la méthode mais aussi de la taille du bassin versant de référence. Sur le bassin versant du Montoussé, une dégradation de la qualité de la spatialisation pour une résolution plus grossière peut être attendue vu que pour certaines variables servant à la spatialisation, l'échelle n'est déjà pas optimale pour une échelle de 8 x 8 m (par exemple : flowac). Les résolutions trop fines, résolutions au m² ou inférieures, pourraient dégrader les performances des covariances spatiales puisqu'il est vraisemblable que certaines variables ne suivent plus la loi normale à cette échelle. Toutefois ce ne sont que des hypothèses qui devraient être validées en testant réellement la méthode pour des résolutions plus fines ou plus grossières.

Conclusion générale

Le travail de cette thèse a permis de tester une méthode de spatialisation d'un modèle de culture tel que STICS. Les avantages et les limites de la méthode de spatialisation des entrées de ce modèle de culture ont pu être mis en évidence, que ce soit sur les processus à simuler (anoxie, remobilisation de biomasse) et les variables à prendre en compte en entrée pour la spatialisation des modèles 1D (RU, azote organique). Sur la méthodologie, différentes limitations du protocole ont été identifiées comme la représentation de la réserve utile pour le modèle STICS et plus généralement les modèles de culture. En particulier, l'absence de prise en compte de la variabilité de la masse volumique du sol peut être problématique dans le cas des sols argileux et peut être la source d'erreur de simulation de la croissance racinaire à cause de la forte sensibilité du modèle à ce paramètre. Même en corrigeant la valeur de la réserve utile en entrée des modèles avec une densité apparente correspondant au même degré d'humidité, l'incertitude sur la mesure peut se propager dans le modèle et créer un biais sur les sorties de modèles.

En dehors de la modélisation, une formulation alternative de la réserve utile prenant en compte la différence de la densité apparente entre capacité au champ et humidité au point de

flétrissement pourra cependant à l'avenir, améliorer la représentation de la réserve en eau des sols ayant de fortes variations de densité apparente liées à l'humidité, comme c'est le cas des sols à propriétés vertiques.

Enfin, la contrainte du petit jeu de données sur le plan statistique (15 points de mesures) a permis d'élaborer une méthodologie de spatialisation dérivée de la méthode SCORPAN et adaptée aux petits échantillons. Il a été même démontré que pour la majorité des variables étudiées, 5 à 7 valeurs suffisent pour caler une relation significative et robuste.

Ainsi malgré des améliorations possibles sur le plan méthodologique et l'adaptation à des contextes différents (e.g. sols non argileux, topographie moins marquée), la méthode de spatialisation pourrait être réutilisée pour spatialiser d'autres modèles de culture.

Ce travail de thèse contribue également une réflexion sur les paradigmes de l'interprétation des mesures et des incertitudes associées. Couramment dans la bibliographie, les écart-types sont utilisés pour représenter la dispersion autour de la moyenne d'une variable. Or, de nombreuses sources d'incertitude montrent qu'en réalité l'écart à la moyenne dépend de nombreux facteurs, du type de variable, du protocole, de la date de mesure ou encore de l'échelle spatiale et temporelle etc. Par ailleurs, la qualité de représentation de ces écart-types n'est pas toujours assurée puisque celui-ci se base parfois sur un échantillon de très petite taille. En effet, certaines mesures sont très contraignantes et ne permettent pas de faire un grand nombre de répétitions. C'est le cas de la dynamique de végétation qui résulte de l'interaction de nombreux facteurs complexes, mais c'est aussi le cas de variables très dynamiques sur le plan temporel comme les mesures d'activité photosynthétique.

Autre point, souvent les écart-types ne représentent que la variabilité entre répétitions et les hypothèses liées à la transposition des propriétés de l'échantillon à une plus grande surface sont rarement connues. C'est ce que met en évidence le travail sur la détermination de la meilleure méthode pour basculer de variables décrivant la végétation d'un échantillon à une surface. L'erreur assumée à l'étape d'attribution de la mesure à une surface n'est pas représentée si seule l'incertitude entre répétitions est représentée par l'écart-type. Cette erreur, si elle n'est pas aléatoire, peut conduire à un biais de la mesure. En prenant l'exemple de la densité variable de plants qui sert à attribuer l'échantillon à une unité de surface, s'il y a un effet de la topographie sur la densité de semis, celui-ci sera interprété au final comme une variation du développement du couvert végétal.

Pour une bonne interprétation de l'incertitude, il est nécessaire de déterminer si (1) l'incertitude autour de la représentativité spatiale de la mesure est purement aléatoire ou non, (2) identifier clairement les sources d'incertitudes représentées par les écart-types et (3) de quantifier les sources d'incertitudes selon le modèle conceptuel présenté dans la discussion. Ce troisième point, permet non seulement d'avoir une meilleure connaissance de la représentativité de la mesure pour son interprétation dans l'espace, mais aussi cela pose les jalons pour transposer l'interprétation d'une mesure d'une échelle à une autre.

Perspectives

Avec l'évolution de la machinerie agricole et l'essor de l'agriculture de précision, l'adaptation de l'itinéraire technique en fonction du potentiel agronomique est une solution intéressante et applicable à court terme (Zwaenepoel et al. 2000). L'accessibilité à des données à la résolution du mètre ne se limitant pas à décrire les propriétés de surface, permet d'envisager une adaptation fine des pratiques. La méthode de spatialisation présentée dans ce travail permet de représenter dans l'espace des variables représentant le potentiel agronomique des cultures, azote organique, réserve utile ou peut-être même d'autres variables d'intérêt (ex teneurs en potassium) qui n'ont pas fait l'objet d'une spatialisation ici.

Une autre perspective intéressante à ce travail est qu'en renouvelant le travail de cartographie des propriétés de sol à quelques années d'intervalle, il serait possible de suivre leur évolution, suite aux processus d'érosion et en fonction de l'évolution de l'itinéraire technique des agriculteurs. Ce travail permettrait de quantifier les zones à risque et d'établir un diagnostic visant à réduire l'impact des pratiques agricoles sur la dégradation des sols. De manière plus spécifique, sur le site du Montoussé, cela permettrait d'étudier le processus d'érosion dans un contexte de sols vertiques qui est jusqu'ici étudié à l'échelle du pédon (Freebairn, et al 1996; Carroll et al. 1995) mais peu à l'échelle du paysage ou du bassin versant (Floras and Sgouras, 1999). De surcroît, avec la modélisation, il est possible d'étudier les déterminants des évolutions des propriétés de sol identifiés à moyen ou long terme. Cela permettrait d'avoir un recul plus important sur des phénomènes comme les évolutions des stocks de carbone et d'azote labile et/ou soluble du sol.

Enfin, grâce à cette spatialisation, un paramétrage plus fin et plus représentatif des zones d'étude pour les modèles de culture seuls (multi-1D) ou couplés à des modèles hydrologiques, comme c'est le cas pour le modèle TNT2 (Beaujouan et al., 2002) est possible. L'utilisation de ces modèles permet d'ores et déjà de comprendre la redistribution des composés solubles (produits phytosanitaires, engrais, etc.) à l'échelle du paysage et d'identifier des leviers possibles pour l'amélioration de la qualité de l'eau.

Sur un plan plus méthodologique, l'amélioration de la spatialisation par la prise en compte de certains processus est nécessaire et nécessiterait un travail pour identifier les déterminants des hétérogénéités spatiales. Dans le cadre de cette thèse, deux processus à prendre en compte ont été identifiés : la remobilisation de biomasse et l'anoxie. Pour la remobilisation de biomasse, il s'agit d'un trait fonctionnel qui est privilégié dans le cas des blés améliorants utilisés dans la filière meunière pour augmenter la teneur en protéines en lien avec la force boulangère (Ehdaie et al., 2008). Ainsi, il serait nécessaire d'apporter de manière explicite cette composante variétale au formalisme des cultures non pérennes de STICS. Concernant l'anoxie, la difficulté se situe avant tout sur la manière de renseigner le phénomène dans le modèle. Une possibilité serait, dans un premier temps, l'identification des déterminants de l'anoxie dans le paysage (couche de sol imperméable, convergence hydrologique, etc.) et par la suite, de s'assurer que le modèle est capable de reproduire les processus. Il serait peut-être nécessaire pour l'ajout de ces processus à la modélisation, d'envisager soit un couplage ces phénomènes.

Bibliographie

- Abdu, H., Robinson, D. a., Seyfried, M., Jones, S.B., 2008. Geophysical imaging of watershed subsurface patterns and prediction of soil texture and water holding capacity. *Water Resour. Res.* 44, 1–10. <https://doi.org/10.1029/2008WR007043>
- Acevedo, E., Hsiao, T.C., Henderson, D.W., 1971. Immediate and subsequent growth response of maize leaves to changes in water status. *Plant Physiol.* 48, 631–636.
- Acikgoz, H., 2008. Technique d'inversion associant la modélisation numérique et les réseaux de neurones pour la caractérisation micro-ondes de matériaux. Thèse Dr. Paris 6.
- Allen, D., Pringle, M., Page, K., Dalal, R., 2010. A review of sampling designs for the measurement of soil organic carbon in Australian grazing lands. *Rangel. J.* 227–246.
- Allen, R.G., Trezza, R., Tasumi, M., 2006. Analytical integrated functions for daily solar radiation on slopes. *Agric. For. Meteorol.* 139, 55–73. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2006.05.012>
- Alletto, L., Coquet, Y., 2009. Temporal and spatial variability of soil bulk density and near-saturated hydraulic conductivity under two contrasted tillage management systems. *Geoderma* 152, 85–94. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.05.023>
- Andriani, T., Andriani, T., Balia, R., Loddo, M., Pecorini, G., Tramacere, A., 2001. Structural features of the Middle Tirso Valley (Central Sardinia - Italy) from geoelectrical and gravity data. *Ann. Geophys.* 44. <https://doi.org/10.4401/ag-3564>
- Angers, D.A., Caron, J., 1998. Plant-induced changes in soil structure: Processes and feedbacks. *Biogeochemistry* 42, 55–72. <https://doi.org/10.1023/A:1005944025343>
- Angus, J., Moncur, M., 1977. Water stress and phenology in wheat. *Aust. J. Agric. Res.* 28, 177. <https://doi.org/10.1071/AR9770177>
- Arnold, J.G., Potter, K.N., King, K.W., Allen, P.M., 2005. Estimation of soil cracking and the effect on surface runoff in a Texas Blackland Prairie watershed. *Hydrol. Process.* 19, 589–603. <https://doi.org/10.1002/hyp.5609>
- Arora, V.K., Boer, G.J., 2003. A Representation of Variable Root Distribution in Dynamic Vegetation Models. *Am. Meteorol. Soc.* 7, 1–19. [https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1175/1087-3562\(2003\)007<0001:AROVRD>2.0.CO;2](https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1175/1087-3562(2003)007<0001:AROVRD>2.0.CO;2)
- Assouline, S., Or, D., 2014. The concept of field capacity revisited: Defining intrinsic static and dynamic criteria for soil internal drainage dynamics. *Water Resour. Res.* 50, 4787–4802. <https://doi.org/10.1002/2014WR015475>

Aubinet, M., Grelle, A., Ibrom, A., Rannik, Ü., Moncrieff, J., Foken, T., Kowalski, A.S., Martin, P.H., Berbigier, P., Bernhofer, C., Clement, R., Elbers, J., Granier, A., Grünwald, T., Morgenstern, K., Pilegaard, K., Rebmann, C., Snijders, W., Valentini, R., Vesala, T., 1999. Estimates of the Annual Net Carbon and Water Exchange of Forests: The EUROFLUX Methodology. *Adv. Ecol. Res.* 30, 113–175. [https://doi.org/10.1016/S0065-2504\(08\)60018-5](https://doi.org/10.1016/S0065-2504(08)60018-5)

Aura, E., 1996. Modelling non-uniform soil water uptake by a single plant root. *Plant Soil* 186, 237–243. <https://doi.org/10.1007/BF02415519>

Ayars, J., Christen, E., Soppe, R., Meyer, W., 2006. The resource potential of in-situ shallow ground water use in irrigated agriculture: a review. *Irrig. Sci.* 24, 147–160.

Bachmat, Y., Bear, J., 1987. On the Concept and Size of a Representative Elementary Volume (Rev), in: *Advances in Transport Phenomena in Porous Media*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 3–20. https://doi.org/10.1007/978-94-009-3625-6_1

Baillargeon, S., 2005. Le krigeage: revue de la théorie et application. thèse Dr.

Baret, F., de Solan, B., Lopez-Lozano, R., Ma, K., Weiss, M., 2010. GAI estimates of row crops from downward looking digital photos taken perpendicular to rows at 57.5° zenith angle: Theoretical considerations based on 3D architecture models and application to wheat crops. *Agric. For. Meteorol.* 150, 1393–1401. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2010.04.011>

Barkman, J.J., 1989. A critical evaluation of minimum area concepts. *Vegetatio* 85, 89–104. <https://doi.org/10.1007/BF00042259>

Barraclough, P.B., Kuhlmann, H., Weir, A.H., 1989. The Effects of Prolonged Drought and Nitrogen Fertilizer on Root and Shoot Growth and Water Uptake by Winter Wheat. *J. Agron. Crop Sci.* 163, 352–360. <https://doi.org/10.1111/j.1439-037X.1989.tb00778.x>

Barralis, G., Chadoeuf, R., Gouet, J.-P., 1986. Essai de détermination de la taille de l'échantillon pour l'étude du potentiel semencier d'un sol. *Weed Res.* 26, 291–298. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3180.1986.tb00709.x>

Bassu, S., Brisson, N., Durand, J.-L., Boote, K., Lizaso, J., Jones, J.W., Rosenzweig, C., Ruane, A.C., Adam, M., Baron, C., Basso, B., Biernath, C., Boogaard, H., Conijn, S., Corbeels, M., Deryng, D., De Sanctis, G., Gayler, S., Grassini, P., Hatfield, J., Hoek, S., Izaurralde, C., Jongschaap, R., Kemanian, A.R., Kersebaum, K.C., Kim, S.-H., Kumar, N.S., Makowski, D., Müller, C., Nendel, C., Priesack, E., Pravia, M.V., Sau, F., Shcherbak, I., Tao, F., Teixeira, E., Timlin, D., Waha, K., 2014. How do various maize crop

models vary in their responses to climate change factors? *Glob. Chang. Biol.* 20, 2301–2320. <https://doi.org/10.1111/gcb.12520>

Bastet, G., Bruand, A., Quétin, P., Cousin, I., 1998. Estimation des propriétés de rétention en eau des sols à l'aide de fonctions de pédotransfert (FPT) : une analyse bibliographique. *Etude Gest. des Sols* 5, 1–24.

Battude, M., Morin, D., Laurence, S., Valero, S., Marais Sicre, C., Dejoux, J.-F., Huc, M., Hagolle, O., Cros, J., Inglada, J., Weiss, M., Courault, D., Demarez, V., 2014. Estimation of phenological indicators and irrigated areas of crops with high temporal and spatial resolution images, in the perspective of the SENTINEL-2 mission. *Int. Conf. Glob. Veg. Monit. Model.*

Beaujouan, V., Durand, P., Ruiz, L., Arousseau, P., Cotteret, G., 2002. A hydrological model dedicated to topography-based simulation of nitrogen transfer and transformation: rationale and application to the geomorphology- denitrification relationship. *Hydrol. Process.* 16, 493–507. <https://doi.org/10.1002/hyp.327>

Bengough, A.G., Mullins, C.E., 1990. Mechanical impedance to root growth: a review of experimental techniques and root growth responses. *J. Soil Sci.* 41, 341–358. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.1990.tb00070.x>

Beven, K.J., Kirkby, M.J., 1979. A physically based, variable contributing area model of basin hydrology. *Hydrol. Sci. Bull.* 24, 43–69. <https://doi.org/10.1080/02626667909491834>

Beziat, P., 2009. Effets des conditions environnementales et des pratiques culturales sur les flux de carbone et d'eau dans les agrosystèmes. Thèse.

Béziat, P., Ceschia, E., Dedieu, G., 2009. Carbon balance of a three crop succession over two cropland sites in South West France. *Agric. For. Meteorol.* 149, 1628–1645. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2009.05.004>

Bloschl, G., Sivapalan, M., 1995. Scale Issues I N Hydrological Modelling: a Review. *Hydrol. Process.* 9, 251–290.

Blum, A., 1998. Improving Wheat Grain Filling Under Stress by Stem Reserve Mobilisation. *Euphytica* 100, 77–83. <https://doi.org/10.1023/A:1018303922482>

Bur, T., 2008. Impact anthropique sur les éléments traces métalliques dans les sols agricoles de Midi-Pyrénées : Implications en termes de limites et de charges critiques.

Bohm, W., 1979. Methods of studying root systems, *Methods of studying root systems.*

- Boivin, P., Garnier, P., Tessier, D., 1993. Relationship between Clay Content , Clay Type , and Shrinkage Properties of Soil Samples. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 68, 1145–1153.
- Bonachela, S., 1996. Root growth of triticale and barley grown for grain or for forage-plus-grain in a Mediterranean climate. *Plant Soil* 183, 239–251. <https://doi.org/10.1007/BF00011439>
- Bongiovanni, R., Lowenberg-Deboer, J., 2004. Precision agriculture and sustainability. *Precis. Agric.* 5, 359–387. <https://doi.org/10.1023/B:PRAG.0000040806.39604.aa>
- Bramley, H., Turner, D.W., Tyerman, S.D., Turner, N.C., 2007. Water Flow in the Roots of Crop Species: The Influence of Root Structure, Aquaporin Activity, and Waterlogging. *Adv. Agron.* 96, 133–196. [https://doi.org/10.1016/S0065-2113\(07\)96002-2](https://doi.org/10.1016/S0065-2113(07)96002-2)
- Brejda, J., Moorman, T., Smith, J., 2000. Distribution and variability of surface soil properties at a regional scale. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 64, 974–982.
- Bresler, E.S., Dasberg, D.R., Dagan, G., 1981. Spatial variability of crop yield as a stochastic process. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 45, 600–605.
- Brevedan, R.E., Egli, D.B., 2003. Short Periods of Water Stress during Seed Filling, Leaf Senescence, and Yield of Soybean. *Crop Sci.* 43, 2083–2088. <https://doi.org/10.2135/cropsci2003.2083>
- Briggs, L., 1897. *The mechanics of soil moisture* 10, Washington, Government printing office.
- Briggs, L.J., Shantz, H.L., 1912. The Wilting Coefficient and Its Indirect Determination. *Bot. Gaz.* 53, 20–37. <https://doi.org/10.2307/2467365>
- Briggs, L.J., Shantz, H.L., 1911. A Wax Seal Method for Determining the Lower Limit of Available Soil Moisture. *Bot. Gaz.* 51, 210–219.
- Brisson, N., Gary, C., Justes, E., Roche, R., Mary, B., Ripoche, D., Zimmer, D., Sierra, J., Bertuzzi, P., Burger, P., Bussi re, F., Cabidoche, Y.M., Cellier, P., Debaeke, P., Gaudill re, J.P., H nault, C., Maraux, F., Seguin, B., Sinoquet, H., 2003. An overview of the crop model STICS. *Eur. J. Agron.* 18, 309–332. [https://doi.org/10.1016/S1161-0301\(02\)00110-7](https://doi.org/10.1016/S1161-0301(02)00110-7)
- Brisson, N., Launay, M., Mary, B., Beaudoin, N., 2008. Conceptual basis, formalisations and parameterisation of the STICS crop model.
- Brisson, N., Mary, B., Ripoche, D., Jeuffroy, M.H., Ruget, F., Nicoulaud, B., Gate, P., Devienne-Barret, F., Antonioletti, R., Durr, C., Richard, G., Beaudoin, N., Recous, S., Tayot, X., Plenet, D., Cellier, P., Machet, J.-M., Meynard, J.M., Del colle, R., 1998. STICS: a generic model for the simulation of crops

and their water and nitrogen balances. I. Theory and parameterization applied to wheat and corn. *Agronomie* 18, 311–346. <https://doi.org/10.1051/agro:19980501>

Brisson, N., Ruget, F., Gate, P., Lorgeou, J., Nicoullaud, B., Tayot, X., Plenet, D., Jeuffroy, M.H., Bouthier, A., Ripoche, D., Mary, B., Justes, E., 2002. STICS: a generic model for simulating crops and their water and nitrogen balances. II. Model validation for wheat and maize. *Agronomie* 22, 69–92. [https://doi.org/Doi 10.1051/Agro:2001005](https://doi.org/Doi%2010.1051/Agro:2001005)

Bruand, A., Duval, O., Gaillard, H., Darthout, R., Jamagne, M., 1996. Variabilité des propriétés de rétention en eau des sols : importance de la densité apparente. *Etude et Gestion des Sols* 31, (1) 27–40, p34.

Brus, D.J., De Gruijter, J.J., 1997. Random sampling or geostatistical modelling? Choosing between design-based and model-based sampling strategies for soil (with Discussion). *Geoderma*. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(97\)00072-4](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(97)00072-4)

Burel, E., Billen, G., Barataud, F., 2010. Evaluer la capacité de l'agriculture biologique à préserver ou à restaurer la qualité de l'eau en termes de lixiviation nitrique, Rapport PIREN-Seine. <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.3168.6166>

Burham, K., Anderson, D., 2004. Model Selection and Multimodel Inference. *Ecol. Modell.* 172, 96–97. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2003.11.004>

Burrows, S.N., Gower, S.T., Clayton, M.K., Mackay, D.S., Ahl, D.E., Norman, J.M., Diak, G., 2002. Application of geostatistics to characterize leaf area index (LAI) from flux tower to landscape scales using a cyclic sampling design. *Ecosystems* 5, 667–679. <https://doi.org/10.1007/s10021-002-0110-z>

Canadell, J., Jackson, R., Ehleringer, J., Mooney, H.A., Sala, O.E., Schulze, E.-D., 1996. Maximum rooting depth of vegetation types at the global scale. *Oecologia* 108, 583–595. <https://doi.org/10.1007/BF00329030>

Carbardella, C., Moorman, T., Novak, J., Parkin, T., Karlen, D., Turco, R., Konopa, A., 1994. Field-Scale Variability of Soil Properties in Central Iowa Soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 58, 1501–1511. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

Carlson, J.M., Doyle, J., 2002. Complexity and robustness. *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.* 99 Suppl 1, 2538–2545. <https://doi.org/10.1073/pnas.012582499>

- Carminati, A., 2013. Rhizosphere wettability decreases with root age: a problem or a strategy to increase water uptake of young roots? *Front. Plant Sci.* 4, 298. <https://doi.org/10.3389/fpls.2013.00298>
- Carroll, C., Halpin, M., Bell, K., Mollison, J., 1995. The effect of furrow length on rain and irrigation-induced erosion on a vertisol in Australia. *Aust. J. Soil Res.* 33, 833. <https://doi.org/10.1071/SR9950833>
- Carter, M.R., 1990. Relative Measures of Soil Bulk Density To Characterize Compaction in Tillage Studies on Fine Sandy Loams. *Can. J. Soil Sci.* 70, 425–433. <https://doi.org/10.4141/cjss90-042>
- Cassel, D.K., Nielsen, D.R., 1986. Field capacity and available water capacity, in: *Methods of Soil Analysis: Part 1—Physical and Mineralogical Methods.* pp. 901–926. <https://doi.org/10.2136/sssabookser5.1.2ed.c36>
- Cerdan, O., Souchère, V., Lecomte, V., Couturier, A., Le Bissonnais, Y., 2002. Incorporating soil surface crusting processes in an expert-based runoff model: Sealing and transfer by runoff and erosion related to agricultural management. *Catena* 46, 189–205. [https://doi.org/10.1016/S0341-8162\(01\)00166-7](https://doi.org/10.1016/S0341-8162(01)00166-7)
- Chabrillat, S., Goetz, A.F.H., Krosley, L., Olsen, H.W., 2002. Use of hyperspectral images in the identification and mapping of expansive clay soils and the role of spatial resolution. *Remote Sens. Environ.* 82, 431–445, p68. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00060-3](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00060-3)
- Chang, C.-W., Laird, D.A., Mausbach, M.J., Hurburgh, C.R., 2001. Near-Infrared Reflectance Spectroscopy—Principal Components Regression Analyses of Soil Properties. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 65, 480–490. <https://doi.org/10.2136/sssaj2001.652480x>
- Chaudhary, T.N., Bhatnagar, V.K., Prihar, S.S., 1975. Corn Yield and Nutrient Uptake as Affected by Water-Table Depth and Soil Submergence¹. *Agron. J.* 67, 745. <https://doi.org/10.2134/agronj1975.00021962006700060004x>
- Chaves, M., Maroco, J., Pereira, J., 2003. Understanding plant responses to drought — from genes to the whole plant. *Functional* 30, 239–264.
- Chen, H.J.O.S., 2002. the Global Biogeography of Roots. *Ecol. Monogr.* 72, 311–328. [https://doi.org/10.1890/0012-9615\(2002\)072\[0311:TGBOR\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1890/0012-9615(2002)072[0311:TGBOR]2.0.CO;2)
- Chilcott, E.C., Holm, A.B., 1898. Moisture Investigations for 1897. *Bull. - U. S. Exp. Stn. South Dakota, South Dakota Agric. Coll.* 58.

Claverie, M., 2012. Estimation spatialisée de la biomasse et des besoins en eau des cultures à l'aide de données satellitales à hautes résolutions spatiale et temporelle : application aux agrosystèmes du sud-ouest de la France. thèse Dr. Toulouse 3 270.

Claverie, M., Demarez, V., Duchemin, B., Hagolle, O., Ducrot, D., C., M.-S., Dejoux, J.F., Huc, M., Keravec, P., Béziat, P., Fieuzal, R., Ceschia, E., Dedieu, G., 2012. Maize and sunflower biomass estimation in southwest France using high spatial and temporal resolution remote sensing data. *Remote Sens. Environ.* 124, 844–857.

Claverie, M., Demarez, V., Duchemin, B., Hagolle, O., Keravec, P., Marciel, B., Ceschia, E., Dejoux, J.F., Dedieu, G., 2009. Spatialization of crop leaf area index and biomass by combining a simple crop model safy and high spatial and temporal resolutions remote sensing data, in: *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. IEEE, p. III-478-III-481. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2009.5418296>

Claverie, M., Vermote, E.F., Weiss, M., Baret, F., Hagolle, O., Demarez, V., 2013. Validation of coarse spatial resolution LAI and FAPAR time series over cropland in southwest France. *Remote Sens. Environ.* 139, 216–230. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.07.027>

Cleugh, H.A., Miller, J.M., Böhm, M., 1998. Direct mechanical effects of wind on crops. *Agrofor. Syst.* 41, 85–112. <https://doi.org/10.1023/A:1006067721039>

Comas, L.H., Becker, S.R., Cruz, V.M. V, Byrne, P.F., Dierig, D. a, 2013. Root traits contributing to plant productivity under drought. *Front. Plant Sci.* 4, 442. <https://doi.org/10.3389/fpls.2013.00442>

Combres J.C., Le Mezo L., Mete M., B.B., 1999. Réserve utile et mesures d'humidité. Difficulté de calage des modèles de bilan hydrique. *Agric. Développement* 24, 39–47.

Constantin, J., 2010. Quantification et modélisation du bilan d'azote à long terme: impact des cultures intermédiaires, du semis direct et de la fertilisation réduite. thèse Dr. 214.

Coquet, Y., 1996. Etude in situ des phénomènes de retrait-gonflement des sols : application à deux sols tropicaux peu gonflants, thèse de doctorat. ORSTOM, p38.

Corwin, D.L., Lesch, S.M., 2005. Characterizing soil spatial variability with apparent soil electrical conductivity: I. Survey protocols. *Comput. Electron. Agric.* 46, 103–133. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2004.11.002>

Coucheney, E., Buis, S., Launay, M., Constantin, J., Mary, B., García de Cortázar-Atauri, I., Ripoche, D., Beaudoin, N., Ruget, F., Andrianarisoa, K.S., Le Bas, C., Justes, E., Léonard, J., 2015. Accuracy,

robustness and behavior of the STICS soil-crop model for plant, water and nitrogen outputs: Evaluation over a wide range of agro-environmental conditions in France. *Environ. Model. Softw.* 64, 177–190. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.11.024>

Cousin, I., Bourgeois, F., Gaillard, H., Le bas, C., Chabbi, A., Doussan, C., 2014. Le système de cultures modifie le Réservoir Utilisable d'horizons profonds de sols en une décennie, in: *Journées d'Etude Des Sols*. pp. 200–201.

Cousin, I., Nicoullaud, B., Coutadeur, C., 2003. Influence of rock fragments on the water retention and water percolation in a calcareous soil. *Catena* 53, 97–114. [https://doi.org/10.1016/S0341-8162\(03\)00037-7](https://doi.org/10.1016/S0341-8162(03)00037-7)

Cruiziat, P., Améglio, T., Cochard, H., 2001. La cavitation : Un mécanisme perturbant la circulation de l'eau chez les végétaux. *Mec. Ind.* 2, 289–298. [https://doi.org/10.1016/S1296-2139\(01\)01110-1](https://doi.org/10.1016/S1296-2139(01)01110-1)

Cubera, E., Montero, M.J., Moreno, G., 2007. Effect of Land Use on Soil Water Dynamics in Dehesas of Central-Western Spain. *Catena* 71, 298–308.

Czyż, E.A., 2004. Effects of traffic on soil aeration, bulk density and growth of spring barley. *Soil Tillage Res.* 79, 153–166. <https://doi.org/10.1016/j.still.2004.07.004>

Czyż, E. a., Dexter, A.R., 2013. Influence of soil type on the wilting of plants. *Int. Agrophysics* 27, 385–390. <https://doi.org/10.2478/intag-2013-0008>

Dane, J.H., Topp, C.G., Romano, N., Santini, A., 2002. 3.3.3 Field, in: *Methods of Soil Analysis Part 4*. <https://doi.org/10.2136/sssabookser5.4.c26>

Dardanelli, J.L., Bachmeier, O.A., Sereno, R., Gil, R., 1997. Rooting depth and soil water extraction patterns of different crops in a silty loam haplustoll. *F. Crop. Res.* 54, 29–38. [https://doi.org/10.1016/S0378-4290\(97\)00017-8](https://doi.org/10.1016/S0378-4290(97)00017-8)

DeWitt, T.J., Sih, A., Wilson, D.S., 1998. Costs and limits of phenotypic plasticity. *Trends Ecol. Evol.* 13, 77–81. [https://doi.org/10.1016/S0169-5347\(97\)01274-3](https://doi.org/10.1016/S0169-5347(97)01274-3)

Di, H.J., Cameron, K.C., 2002. Nitrate leaching in temperate agroecosystems: Sources, factors and mitigating strategies. *Nutr. Cycl. Agroecosystems* 64, 237–256. <https://doi.org/10.1023/A:1021471531188>

Donatelli, M., Stockle, C., Ceotto, E., 1996. CropSyst validation for cropping systems at two locations of Northern and Southern Italy. *Eur. J. Agron.* 6, 35–45.

Draper, N.R., Smith, H., 1998. *Applied regression analysis, Volume 1*.

- Duchemin, B., Boulet, G., Maisongrande, P., Benhadj, I., Hadria, R., Khabba, S., Chehbouni, A., Ezzahar, J., Olioso, A., 2005. Un modèle simplifié pour l'estimation du rendement de cultures céréalières en milieu semi-aride, in: Conference Paper :WATMED 2 - Marrakech. p. 10.
- Duchemin, B., Fieuzal, R., Rivera, M.A., Ezzahar, J., Jarlan, L., Rodriguez, J.C., Hagolle, O., Watts, C., 2015. Impact of sowing date on yield and water use efficiency of wheat analyzed through spatial modeling and FORMOSAT-2 images. *Remote Sens.* 7, 5951–5979. <https://doi.org/10.3390/rs70505951>
- Efron, B., Tibshirani, R.J., 1993. *An Introduction to the Bootstrap.* CRC Press. <https://doi.org/10.1111/1467-9639.00050>
- Ehdaie, B., Alloush, G.A., Waines, J.G., 2008. Genotypic variation in linear rate of grain growth and contribution of stem reserves to grain yield in wheat. *F. Crop. Res.* 106, 34–43. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2007.10.012>
- Entz, M.H., K. G. Gross, Fowler, D.B., 1992. Root growth and soil-water extraction by winter and spring wheat. *canadi* 72, 1109–1120. <https://doi.org/10.4141/cjps92-136>
- Faivre, R., Leenhardt, D., Voltz, M., Benoît, M., Papy, F., Dedieu, G., Wallach, D., 2009. Spatialising crop models [WWW Document]. *Sustain. Agric.* https://doi.org/10.1007/978-90-481-2666-8_42
- Famiglietti, J.S., Ryu, D., Berg, A.A., Rodell, M., Jackson, T.J., 2008. Field observations of soil moisture variability across scales. *Water Resour. Res.* 44, 1–16. <https://doi.org/10.1029/2006WR005804.1>.
- Fardeau, J.-C., Morel, C., Boniface, R., 1988. Pourquoi choisir la méthode Olsen pour estimer le phosphore «assimilable» des sols? *Agronomie* 8, 577–584. <https://doi.org/10.1051/agro:19880702>
- Farmer, C.L., 2002. Upscaling: a review. *Int. J. Numer. Methods Fluids* 40, 63–78. <https://doi.org/10.1002/fld.267>
- Farooq, M., Wahid, A., Kobayashi, N., Fujita, D., Basra, S.M.A., 2009. Plant drought stress: effects, mechanisms and management. *Agron. Sustain.* 29, 185–212. <https://doi.org/10.1051/agro>
- Feret, J.-B., François, C., Asner, G.P., Gitelson, A.A., Martin, R.E., Bidel, L.P.R., Ustin, S.L., le Maire, G., Jacquemoud, S., 2008. PROSPECT-4 and 5: Advances in the leaf optical properties model separating photosynthetic pigments. *Remote Sens. Environ.* 112, 3030–3043. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.02.012>
- Ferrant, S., 2009. Modélisation agro-hydrologique des transferts de nitrates à l'échelle des bassins versants agricoles gascons. Thèse.

Ferrant, S., Bustillo, V., Burel, E., Salmon-Monviola, J., Claverie, M., Jarosz, N., Yin, T., Rivalland, V., Dedieu, G., Demarez, V., Ceschia, E., Probst, A., Al-Bitar, A., Kerr, Y., Probst, J.L., Durand, P., Gascoin, S., 2016. Extracting soilwater holding capacity parameters of a distributed agro-hydrological model from high resolution optical satellite observations series. *Remote Sens.* 8, 154. <https://doi.org/10.3390/rs8020154>

Ferrant, S., Durand, P., Justes, E., Probst, J.L., Sanchez-Perez, J.M., 2013. Simulating the long term impact of nitrogen scenarios in a small agricultural catchment. *Agric. Water Manag.* 124, 85–96.

Ferrant, S., Gascoin, S., Veloso, a., Salmon-Monviola, J., Claverie, M., Rivalland, V., Dedieu, G., Demarez, V., Ceschia, E., Probst, J.-L., Durand, P., Bustillo, V., 2014. Agro-hydrology and multi temporal high resolution remote sensing: toward an explicit spatial processes calibration. *Hydrol. Earth Syst. Sci. Discuss.* 11, 7689–7732. <https://doi.org/10.5194/hessd-11-7689-2014>

Ferrant, S., Oehler, F., Durand, P., Ruiz, L., Salmon-Monviola, J., Justes, E., Dugast, P., Probst, A., Probst, J.-L., Sanchez-Perez, J.-M., 2011. Understanding nitrogen transfer dynamics in a small agricultural catchment: Comparison of a distributed (TNT2) and a semi distributed (SWAT) modeling approaches. *J. Hydrol.* 406, 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.05.026>

Floras, S. a, Sgouras, I.D., 1999. Use of geoinformation techniques in identifying and mapping areas of erosion in a hilly landscape of central Greece. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 1, 68–77. [https://doi.org/10.1016/S0303-2434\(99\)85030-2](https://doi.org/10.1016/S0303-2434(99)85030-2)

Fox, R.S.Y.G.U.R.L., 1982. Geostatistical Analysis of Soil Chemical Properties of Large Land Areas. I. Semi-variograms. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 1028–1032.

Franklin Hiram King, 1900. Principles and Conditions of the Movement of Ground Water, *The Journal of Geology*. [Washington : <https://doi.org/10.1086/620773>

Franzluebbers, A., 2002. Water infiltration and soil structure related to organic matter and its stratification with depth. *Soil Tillage Res.* 66, 197–205. [https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(02\)00027-2](https://doi.org/10.1016/S0167-1987(02)00027-2)

Franzluebbers, A.J., 2002. Soil organic matter stratification ratio as an indicator of soil quality. *Soil Tillage Res.* 66, 95–106. [https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(02\)00018-1](https://doi.org/10.1016/S0167-1987(02)00018-1)

Frary, A., 2015. Plant Physiology and Development *Plant Physiology and Development*. *Rhodora* 117, 397–399. <https://doi.org/10.3119/0035-4902-117.971.397>

Frédéric Bultel, 2001. Prise en compte du gonflement des terrains dans le dimensionnement des revêtements des tunnels. thèse Dr.

Fredlund, D.G., Houston, S.L., Nguyen, Q., Fredlund, M.D., 2010. Moisture Movement Through Cracked Clay Soil Profiles. *Geotech. Geol. Eng.* 28, 865–888. <https://doi.org/10.1007/s10706-010-9349-x>

Freebairn, D.M., Loch, R.J., Silburn, D.M., 1996. Chapter 9 Soil erosion and soil conservation for vertisols, in: *Developments in Soil Science*. pp. 303–362. [https://doi.org/10.1016/S0166-2481\(96\)80011-0](https://doi.org/10.1016/S0166-2481(96)80011-0)

Freedman, D.A., 1983. A Note on Screening Regression Equations. *Am. Stat.* 37, 152–155. <https://doi.org/10.1080/00031305.1983.10482729>

Friedl, M.A., Davis, F.W., Michaelsen, J., Moritz, M.A., 1995. Scaling and uncertainty in the relationship between the NDVI and land surface biophysical variables: An analysis using a scene simulation model and data from FIFE. *Remote Sens. Environ.* 54, 233–246. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00156-5](https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00156-5)

Friedman, S.P., 2005. Soil properties influencing apparent electrical conductivity: A review. *Comput. Electron. Agric.* 46, 45–70. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2004.11.001>

Gaudu, J.C., Mathieu, J.M., Fumanal, J.C., Bruckler, L., Chanzy, A., Bertuzzi, P., Stengel, P., Guennelon, R., 1993. Mesure de l'humidité des sols par une méthode capacitive : analyse des facteurs influençant la mesure. *Agro* 13, 57–73.

Gelman, A., 2008. Scaling regression inputs by dividing by two standard deviations. *Stat. Med.* 27, 2865–2873. <https://doi.org/10.1002/sim.3107>

Gentine, P., Troy, T.J., Lintner, B.R., Findell, K.L., 2012. Scaling in Surface Hydrology: Progress and Challenges. *J. Contemp. Water Res. Educ.* 147, 28–40. <https://doi.org/10.1111/j.1936-704X.2012.03105.x>

Giunta, F., Motzo, R., Deidda, M., 1993. Effect of drought on yield and yield components of durum wheat and triticale in a Mediterranean environment. *F. Crop. Res.* 33, 399–409. [https://doi.org/10.1016/0378-4290\(93\)90161-F](https://doi.org/10.1016/0378-4290(93)90161-F)

Gower, S.T., Kucharik, C.J., Norman, J.M., 1999. Direct and indirect estimation of leaf area index, f(APAR), and net primary production of terrestrial ecosystems. *Remote Sens. Environ.* 70, 29–51. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(99\)00056-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00056-5)

- Grayson, R., Blöschl, G., 2001. Spatial Processes, Organisation and Patterns. *Spat. Patterns Catchment Hydrol. Obs. Model.* 16. https://doi.org/10.4324/9780203165829_PART_ONE
- Griffiths, H., Parry, M.A.J., 2002. Plant Responses to Water Stress. *Ann. Bot.* 89, 801–802. <https://doi.org/10.1093/aob/mcf159>
- Gu, Y., Wylie, B.K., Howard, D.M., Phuyal, K.P., Ji, L., 2013. NDVI saturation adjustment: A new approach for improving cropland performance estimates in the Greater Platte River Basin, USA. *Ecol. Indic.* 30, 1–6. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2013.01.041>
- Guenet, B., Juarez, S., Bardoux, G., Abbadie, L., Chenu, C., 2012. Evidence that stable C is as vulnerable to priming effect as is more labile C in soil. *Soil Biol. Biochem.* 52, 43–48. <https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2012.04.001>
- Guillaume, S., Bergez, J.E., Wallach, D., Justes, E., 2011. Methodological comparison of calibration procedures for durum wheat parameters in the STICS model. *Eur. J. Agron.* 35, 115–126. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2011.05.003>
- Guswa, A.J., 2010. Effect of plant uptake strategy on the water-optimal root depth. *Water Resour. Res.* 46, n/a-n/a. <https://doi.org/10.1029/2010WR009122>
- Guswa, A.J., 2008. The influence of climate on root depth: A carbon cost-benefit analysis. *Water Resour. Res.* 44, n/a-n/a. <https://doi.org/10.1029/2007WR006384>
- Hastie, T., 1990. Chapitre 6: Generalized linear models, in: *Statistical Models in S.*
- Hawkins, D.M., 2004. The Problem of Overfitting. *J. Chem. Inf. Comput. Sci.* 44, 1–12. <https://doi.org/10.1021/ci0342472>
- Herbst, M., Diekkrüger, B., 2002. The influence of the spatial structure of soil properties on water balance modeling in a microscale catchment. *Phys. Chem. Earth* 27, 701–710. [https://doi.org/10.1016/S1474-7065\(02\)00054-2](https://doi.org/10.1016/S1474-7065(02)00054-2)
- Hesse, C., Krysanova, V., Pätzolt, J., Hattermann, F.F., 2008. Eco-hydrological modelling in a highly regulated lowland catchment to find measures for improving water quality. *Ecol. Modell.* 218, 135–148. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2008.06.035>
- Hewlett, J., Hibbert, A., 1967. Factors affecting the response of small watersheds to precipitation in humid areas. *For. Hydrol.*
- Heydorn, K., Esbensen, K., 2004. Sampling and metrology. *Accredit. Qual. Assur.* 9, 391–396. <https://doi.org/10.1007/s00769-004-0808-z>

Hillel, D., 1998. Environmental soil physics: Fundamentals, applications, and environmental considerations. Livre.

Hocking, P., Meyer, C., 1991. Enrichment and Nitrogen Stress on Growth, and Partitioning of Dry Matter and Nitrogen in Wheat and Maize. *Aust. J. Plant Physiol.* 18, 339. <https://doi.org/10.1071/PP9910339>

Hopkins, W., Huner, N., 2008. *Introduction to Plant Physiology*. John Wiley & Sons.

Horst, T.W., 1999. The Footprint for Estimation of Atmosphere-Surface Exchange Fluxes by Profile Techniques. *Boundary-Layer Meteorol.* 90, 171–188. <https://doi.org/10.1023/A:1001774726067>

Hsiao, T.C., Xu, L.K., 2000. Sensitivity of growth of roots versus leaves to water stress: biophysical analysis and relation to water transport. *J. Exp. Bot.* 51, 1595–1616. <https://doi.org/10.1093/jexbot/51.350.1595>

Hubbard, S., Grote, K., Rubin, Y., 2002. Mapping the volumetric soil water content of a California vineyard using high-frequency GPR ground wave data. *Lead. Edge* 21, 552–559. <https://doi.org/10.1190/1.1490641>

Hubbert, K.R., Beyers, J.L., Graham, R.C., 2001. Roles of weathered bedrock and soil in seasonal water relations of *Pinus Jeffreyi* and *Arctostaphylos patula*. *Can. J. For. Res. Can. Rech. For.* 31, 1947–1957. <https://doi.org/10.1139/cjfr-31-11-1947>

Hudson, B.D., 1994. Soil organic matter and available water capacity. *J. Soil Water Conserv.* 49, 189–194. <https://doi.org/10.1081/E-ESS-120018496>

Huete, A., Miura, T., Yoshioka, H., Ratana, P., Broich, M., 2014. Indices of Vegetation Activity, in: Hanes, J.M. (Ed.), *Biophysical Applications of Satellite Remote Sensing*, Springer Remote Sensing/Photogrammetry. Springer Berlin Heidelberg, pp. 1–41. https://doi.org/10.1007/978-3-642-25047-7_1

Huisman, J. a., Hubbard, S.S., Redman, J.D., Annan, a. P., 2003. Measuring Soil Water Content with Ground Penetrating Radar. *Vadose Zo. J.* 2, 476–491. <https://doi.org/10.2136/vzj2003.0476>

Hurvich, C.M., Tsai, C.L., 1989. Regression and time series model selection in small samples. *Biometrika* 76, 297–307. <https://doi.org/10.1093/biomet/76.2.297>

li, N.F., 2014. Soil moisture at local scale: Measurements and simulations. *J. Hydrol.* <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.01.026>

INRA, 2012. Réduire les fuites de nitrate et assurer des services écosystémiques complémentaires : les conditions d'efficacité des cultures intermédiaires. Rapport de projet.

Israelsen, O.W., West, F.L., 1922. Bulletin No . 183 - Water-Holding Capacity of Irrigated Soils. UAES Bull. 24.

Jabro, J.D., Evans, R.G., Kim, Y., Iversen, W.M., 2009. Estimating in situ soil-water retention and field water capacity in two contrasting soil textures. *Irrig. Sci.* 27, 223–229. <https://doi.org/10.1007/s00271-008-0137-9>

Jackson, R.B., Moore, L.A., Hoffmann, W.A., Pockman, W.T., Linder, C.R., 1999. Ecosystem rooting depth determined with caves and DNA. *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.* 96, 11387–92. <https://doi.org/10.1073/pnas.96.20.11387>

Jacquemoud, S., Bacour, C., Poilvé, H., Frangi, J.P., 2000. Comparison of four radiative transfer models to simulate plant canopies reflectance: Direct and inverse mode. *Remote Sens. Environ.* 74, 471–481. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(00\)00139-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(00)00139-5)

James, D. a., Venables, W.N., Ripley, B.D., 2002. Modern Applied Statistics with S-PLUS, Technometrics. <https://doi.org/10.2307/1268908>

Jarvis, C.H., Stuart, N., 2001. A Comparison among Strategies for Interpolating Maximum and Minimum Daily Air Temperatures. Part I: The Selection of “Guiding” Topographic and Land Cover Variables. *J. Appl. Meteorol.* 40, 1060–1074. [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(2001\)040<1060:ACASFI>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(2001)040<1060:ACASFI>2.0.CO;2)

Jégo, G., Pattey, E., Morteza Mesbah, S., Liu, J., Duchesne, I., 2015. Impact of the spatial resolution of climatic data and soil physical properties on regional corn yield predictions using the STICS crop model. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* 41, 11–22. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2015.04.013>

Jiang, M., Zhang, J., 2002. Water stress-induced abscisic acid accumulation triggers the increased generation of reactive oxygen species and up-regulates the activities of antioxidant enzymes in maize leaves. *J. Exp. Bot.* 53, 2401–2410. <https://doi.org/10.1093/jxb/erf090>

Jovanov, D., Sijakova-Ivanova, T., Ilievski, M., Ivanova, V., 2012. Moisture Retention Characteristics in the Vertisols of the Stip, Probistip and Sv. Nikole Region. *Agric. Conspec. Sci.* 77, 69–75.

Justes, E., Beaudoin, N., Bertuzzi, P., Charles, R., Constantin, J., Durr, C., Hermon, C., Joannon, A., Le Bas, C., Mary, B., Mignolet, C., Montfort, F., Ruiz, L., Sarthou, J.-P., Souchere, V., Tournebize, J.,

Savini, I., Rechauchère, O., 2012. Réduire les fuites de nitrate au moyen de cultures intermédiaires , Colloque de restitution de l'étude "Cultures intermédiaires." Rapport d'étude, INRA.

Justes, E., Mary, B., Nicolardot, B., 1999. Comparing the effectiveness of radish cover crop, oilseed rape volunteers and oilseed rape residues incorporation for reducing nitrate leaching. *Nutr. Cycl. Agroecosystems* 55, 207–220. <https://doi.org/10.1023/A:1009870401779>

Kaiser, W.M., Förster, J., 1989. Low CO₂ Prevents Nitrate Reduction in Leaves. *Plant Physiol.* 91, 970–4. <https://doi.org/10.1104/pp.91.3.970>

Karhu, K., Mattila, T., Bergström, I., Regina, K., 2011. Biochar addition to agricultural soil increased CH₄ uptake and water holding capacity - Results from a short-term pilot field study, *Agriculture, Ecosystems and Environment*. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2010.12.005>

Karydas, C.G., Gitas, I.Z., Koutsogiannaki, E., Lydakis-simantiris, N., 2009. Evaluation of Spatial Interpolation Techniques for Mapping Agricultural Topsoil Properties in Crete. *EARSeL eProceedings* 26–39.

Katerji, N., Hamdy, A., Raad, A., Mastrorilli, M., 1991. Consequence d'une contrainte hydrique appliquee a different stades phenologiques sur le rendement des plantes de poivron. *Agronomie* 11, 679–687.

Kätterer, T., Bolinder, M.A., Andrén, O., Kirchmann, H., Menichetti, L., 2011. Roots contribute more to refractory soil organic matter than above-ground crop residues, as revealed by a long-term field experiment. *Agric. Ecosyst. Environ.* 141, 184–192. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2011.02.029>

Kay, B.D., VandenBygaart, A.J., 2002. Conservation tillage and depth stratification of porosity and soil organic matter. *Soil Tillage Res.* 66, 107–118. [https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(02\)00019-3](https://doi.org/10.1016/S0167-1987(02)00019-3)

Khaleel, R., Reddy, K.R., Overcash, M.R., 1981. Changes in Soil Physical Properties Due to Organic Waste Applications: A Review. *J. Environ. Qual.* 10, 133–141. <https://doi.org/10.2134/jeq1981.00472425001000020002x>

King, F.H., 1907. A text book of the physics of agriculture., 4th ed. ed, www4.com. [s.n.], Madison, Wis. <https://doi.org/10.5962/bhl.title.24691>

King, F.H., 1889. Determinations of Water-holding Capacity of the Upper Five Feet of Soil.

Kirkham, M.B.B., 2005. Principles of soil and plant water relations. p29.

Kohavi, R., 1995. A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection. *Int. Jt. Conf. Artif. Intell.* 14, 1137–1143. <https://doi.org/10.1067/mod.2000.109031>

Kovda, I., Morgun, E., Tessier, D., 1996. Étude de Vertisols à gilgai du Nord-Caucase. *Etude Gest. des Sols* 3, 41–53.

Kravchenko, A.N., Robertson, G.P., Thelen, K.D., Harwood, R.R., 2005. Management, topographical, and weather effects on spatial variability of crop grain yields. *Agron. J.* 97, 514–523. <https://doi.org/10.2134/agronj2005.0514>

Kristensen, H.L., Thorup-Kristensen, K., 2004. Root Growth and Nitrate Uptake of Three Different Catch Crops in Deep Soil Layers. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 68, 529. <https://doi.org/10.2136/sssaj2004.0529>

Krull, Evelyn S, and Jan O Skjemstad. 2003. “ $\delta^{13}\text{C}$ and $\delta^{15}\text{N}$ Profiles in ^{14}C -Dated Oxisol and Vertisols as a Function of Soil Chemistry and Mineralogy.” *Geoderma* 112 (1-2) (March): 1–29. doi:10.1016/S0016-7061(02)00291-4.

Krupa, S., McGrath, M.T., Andersen, C.P., Booker, F.L., Burkey, K.O., Chappelka, A.H., Chevone, B.I., Pell, E.J., Zilinskas, B.A., 2001. Ambient ozone and plant health. *Plant Dis.* 85, 4–12. <https://doi.org/10.1094/PDIS.2001.85.1.4>

Kumar, L., Skidmore, A.K., Knowles, E., 1997. Modelling topographic variation in solar radiation in a GIS environment. *Int. J. Geogr. Inf. Sci.* 11, 475–497. <https://doi.org/10.1080/136588197242266>

Kurashige, N.S., Callahan, H.S., 2007. Evolution of active and passive forms of plasticity: Insights from artificially selected *Arabidopsis*. *Evol. Ecol. Res.* 9, 935–945.

Lado, M., Ben-Hur, M., 2004. Soil mineralogy effects on seal formation, runoff and soil loss. *Appl. Clay Sci.* 24, 209–224. <https://doi.org/10.1016/j.clay.2003.03.002>

Ladoni, M., Kravchenko, A.N., Robertson, G.P., 2015. Topography Mediates the Influence of Cover Crops on Soil Nitrate Levels in Row Crop Agricultural Systems. *PLoS One* 10, e0143358. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0143358>

Lagacherie, P., McBratney, A.B., Voltz, M., 2006. Digital Soil Mapping: An Introductory Perspective (Eds). 31.

Lambers, H., Chapin, F.S., Pons, T.L., 2008. *Plant Physiological Ecology*, BioScience. Springer New York, New York, NY. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-78341-3>

Lapen, D.R., Topp, G.C., Gregorich, E.G., Hayhoe, H.N., Curnoe, W.E., 2001. Divergent field-scale associations between corn yields, management, and soil information. *Soil Tillage Res.* 58, 193–206. [https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(00\)00168-9](https://doi.org/10.1016/S0167-1987(00)00168-9)

Larcher W., 2003. *Physiological Plant Ecology, Ecophysiology and Stress Physiology of Functional Groups*. Springer.

Laurent, F., Rossignol, J.-P., 2003. Cartographie des propriétés hydrologiques des sols à partir de la lithologie et des pentes. *Etude Gest. des Sols* 10, 155–172.

Le Hourou, H.N., Bingham, R.L., Skerbek, W., 1988. *Journal of arid environments*, Journal of arid environments. Elsevier Ltd.

Lefebvre, M.-P., 2010. Spatialisation de modèles de fonctionnement hydromécanique des sols appliquée à la prévision des risques de tassement à l'échelle de la France.

Lescot, J.M., Bordenave, P., Petit, K., Leccia, O., 2013. A spatially-distributed cost-effectiveness analysis framework for controlling water pollution. *Environ. Model. Softw.* 41, 107–122.

Levi, M.R., Schaap, M.G., Rasmussen, C., 2015. Application of Spatial Pedotransfer Functions to Understand Soil Modulation of Vegetation Response to Climate. *Vadose Zo. J.* 14, 0. <https://doi.org/10.2136/vzj2014.09.0126>

Levin, S.A., 1992. The Problem of Pattern and Scale in Ecology: The Robert H. MacArthur Award Lecture Author(s): Simon A. Levin Source: *Ecology* 73, 1943–1967. <https://doi.org/doi:10.2307/1941447>

Li, H.T., Han, X.G., Wu, J.G., 2006. Variant scaling relationship for mass-density across tree-dominated communities. *J. Integr. Plant Biol.* 48, 268–277. <https://doi.org/10.1111/j.1744-7909.2006.00222.x>

Li, J., Heap, A.D., 2011. A review of comparative studies of spatial interpolation methods in environmental sciences: Performance and impact factors. *Ecol. Inform.* 6, 228–241. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2010.12.003>

Lillesand, T.M., Kiefer, R.W., Chipman, J.W., 2008. *remote sensing and Image Interpretation*.

Lipiec, J., Arvidsson, J., Murer, E., 2003. Review of modelling crop growth, movement of water and chemicals in relation to topsoil and subsoil compaction. *Soil Tillage Res.* 73, 15–29. [https://doi.org/10.1016/S0167-1987\(03\)00096-5](https://doi.org/10.1016/S0167-1987(03)00096-5)

Lipiec, J., Hatano, R., 2003. Quantification of compaction effects on soil physical properties and crop growth. *Geoderma* 116, 107–136. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(03\)00097-1](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(03)00097-1)

Lukacs, P.M., Burnham, K.P., Anderson, D.R., 2010. Model selection bias and Freedman's paradox. *Ann. Inst. Stat. Math.* 62, 117–125. <https://doi.org/10.1007/s10463-009-0234-4>

- Maharani, Y.N., Lee, S., Lee, Y., 2009. Topographical Effect on Wind Speed over Various Terrains: A Case Study for Korean Peninsula, in: The Seventh Asia-Pacific Conference on Wind Engineering, Taipei, Taiwan.
- Malik, A.I., Colmer, T.D., Lambers, H., Schortemeyer, M., 2001. Changes in physiological and morphological traits of roots and shoots of wheat in response to different depths of waterlogging. *Funct. Plant Biol.* 28, 1121. <https://doi.org/10.1071/PP01089>
- Malone, B.P., McBratney, A.B., Minasny, B., Laslett, G.M., 2009. Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. *Geoderma* 154, 138–152. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.10.007>
- Martin, N., Carrega, P., Adnès, C., 2013. Downscaling à fine résolution spatiale des températures actuelles et futures par modélisation statistique des sorties ALADIN-climat sur les Alpes-Maritimes (France). *J. l'Association Int. Climatol.* 10, 51–72.
- McBratney, A., Mendonça Santos, M., Minasny, B., 2003. On digital soil mapping. *Geoderma* 117, 3–52. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(03\)00223-4](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(03)00223-4)
- McBratney, A.B., Odeh, I.O.A., Bishop, T.F.A., Dunbar, M.S., Shatar, T.M., 2000. An overview of pedometric techniques for use in soil survey. *Geoderma* 97, 293–327. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(00\)00043-4](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(00)00043-4)
- McBratney, A.B., Webster, R., Burgess, T.M., 1981. The design of optimal sampling schemes for local estimation and mapping of regionalized variables-I. Theory and method. *Comput. Geosci.* 7, 331–334. [https://doi.org/10.1016/0098-3004\(81\)90077-7](https://doi.org/10.1016/0098-3004(81)90077-7)
- McCown, R.L., Hammer, G.L., Hargreaves, J.N.G., Holzworth, D.P., Freebairn, D.M., 1996. APSIM: a novel software system for model development, model testing and simulation in agricultural systems research. *Agric. Syst.* 50, 255–271. [https://doi.org/10.1016/0308-521X\(94\)00055-V](https://doi.org/10.1016/0308-521X(94)00055-V)
- McCully, M.E., Boyer, J.S., 1997. The expansion of maize root-cap mucilage during hydration. 3. Changes in water potential and water content. *Physiol. Plant.* 99, 169–177. <https://doi.org/10.1034/j.1399-3054.1997.990123.x>
- McKenzie, N.J., Ryan, P.J., 1999. Spatial prediction of soil properties using environmental correlation. *Geoderma* 89, 67–94. [https://doi.org/10.1016/S0016-7061\(98\)00137-2](https://doi.org/10.1016/S0016-7061(98)00137-2)

- McNabb, D.H., Startsev, a. D., Nguyen, H., 2001. Soil Wetness and Traffic Level Effects on Bulk Density and Air-Filled Porosity of Compacted Boreal Forest Soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 65, 1238. <https://doi.org/10.2136/sssaj2001.6541238x>
- Mertens, F.M., Pätzold, S., Welp, G., 2008. Spatial heterogeneity of soil properties and its mapping with apparent electrical conductivity. *J. Plant Nutr. Soil Sci.* 171, 146–154. <https://doi.org/10.1002/jpln.200625130>
- Metcalfe, D.B., Meir, P., Williams, M., 2007. A comparison of methods for converting rhizotron root length measurements into estimates of root mass production per unit ground area. *Plant Soil* 301, 279–288. <https://doi.org/10.1007/s11104-007-9447-6>
- Meyer, S., Genty, B., 1999. Heterogeneous inhibition of photosynthesis over the leaf surface of *Rosa rubiginosa* L. during water stress and abscisic acid treatment: Induction of a metabolic component by limitation of CO₂ diffusion. *Planta* 210, 126–131. <https://doi.org/10.1007/s004250050661>
- Milburn, J.A., McLaughlin, M.E., 1974. Studies of Cavitation in Isolated Vascular Bundles and Whole Leaves of *Plantago Major* L. *New Phytol.* 73, 861–871. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8137.1974.tb01315.x>
- Minasny, B., McBratney, A.B., 2006. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information. *Comput. Geosci.* 32, 1378–1388. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2005.12.009>
- Mitas, L., Mitasova, H., 1999. Spatial interpolation. *Geogr. Inf. Syst. Princ. Tech. Manag. Appl.* 1, 481–492.
- Mitchell, R.A.C., Mitchell, V.J., Driscoll, S.P., Franklin, J., Lawlor, D.W., 1993. Effects of increased CO₂ concentration and temperature on growth and yield of winter wheat at two levels of nitrogen application. *Plant, Cell Environ.* 16, 521–529. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3040.1993.tb00899.x>
- Morris, P.H., Graham, J., Williams, D.J., 1992. Cracking in drying soils. *Can. Geotech. J.* 29, 263–277. <https://doi.org/10.1139/t92-030>
- Mullet, J.E., Whitsitt, M.S., 1996. Plant cellular responses to water deficit, Drought Tolerance in Higher Plants: Genetical, Physiological and Molecular Biological Analysis. Dordrecht. https://doi.org/10.1007/978-94-017-1299-6_6
- Mutalib, S., Fadhlun Jamian, S.N., Abdul-Rahman, S., Mohamed, A., 2010. Soil classification: An application of self organising map and k-means, in: Proceedings of the 2010 10th International

- Conference on Intelligent Systems Design and Applications, ISDA'10. IEEE, pp. 439–444.
<https://doi.org/10.1109/ISDA.2010.5687224>
- Nachabe, M.H., 1998. Refining the definition of field capacity in the literature. *J. Irrig. Drain. Eng.* 124, 230–232. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9437\(1998\)124:4\(230\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9437(1998)124:4(230))
- Neff, J.C., Holland, E. a, Dentener, F.J., McDowell, W.H., Russell, K.M., 2002. The origin, composition and rates of organic nitrogen deposition: a missin piece of the nitrogen cycle? *Biogeochemistry* 57/58, 99–136.
- Neumann, G., George, T.S., Plassard, C., 2009. Strategies and methods for studying the rhizosphere- the plant science toolbox. *Plant Soil* 321, 431–456. <https://doi.org/10.1007/s11104-009-9953-9>
- Nicótina, L., Alessi Celegon, E., Rinaldo, A., Marani, M., 2008. On the impact of rainfall patterns on the hydrologic response. *Water Resour. Res.* 44. <https://doi.org/10.1029/2007WR006654>
- Nicotra, A.B., Atkin, O.K., Bonser, S.P., Davidson, A.M., Finnegan, E.J., Mathesius, U., Poot, P., Purugganan, M.D., Richards, C.L., Valladares, F., van Kleunen, M., 2010. Plant phenotypic plasticity in a changing climate. *Trends Plant Sci.* 15, 684–692. <https://doi.org/10.1016/j.tplants.2010.09.008>
- Nielsen, D.R., 1973. Spatial variability of field-measured soil-water properties. *Hilgardia* 42, 215–259. <https://doi.org/10.3733/hilg.v42n07p215>
- Nobel, P.S., 2009. *Physicochemical and Environmental Plant Physiology.* 100–174. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-374143-1.00003-X>
- Odeha, I.O.A., McBratney, A.B., Chittleborough, D.J., 1994. Spatial prediction of soil properties from landform attributes derived from a digital elevation model. *Geoderma* 63, 197–214. [https://doi.org/10.1016/0016-7061\(94\)90063-9](https://doi.org/10.1016/0016-7061(94)90063-9)
- Osmond, G., 1984. The behaviour of roots encountering cracks in soil. *Plant Soil* 9, 141–149.
- Pachepsky, Y.A., Rawls, W.J., Lin, H.S., 2006. Hydropedology and pedotransfer functions. *Geoderma* 131, 308–316. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.03.012>
- Paruelo, J.M., Aguiar, M.R., Golluscio, R. a., 1988. Soil water availability in the Patagonian arid steppe: Gravel content effect. *Arid Soil Res. Rehabil.* 2, 67–74. <https://doi.org/10.1080/15324988809381159>
- Parzen, E., 1979. Robustness in Statistics. *Robustness Stat.* 237–258. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-438150-6.50019-4>

Pendleton, R.L., Jenny, H., 1945. Factors of Soil Formation: A System of Quantitative Pedology, Geographical Review.

Perrin, A.-S., 2008. Rôle des fertilisants azotés dans l'érosion chimique des bassins versants carbonatés : implication dans la consommation de CO₂ et la composition chimique des eaux de surface.

Pinthus, M.J., 1974. Lodging in Wheat, Barley, and Oats: The Phenomenon, its Causes, and Preventive Measures. *Adv. Agron.* 25, 209–263. [https://doi.org/10.1016/S0065-2113\(08\)60782-8](https://doi.org/10.1016/S0065-2113(08)60782-8)

Poormohammad Kiani, S., Grieu, P., Maury, P., Hewezi, T., Gentzbittel, L., Sarrafi, A., 2007. Genetic variability for physiological traits under drought conditions and differential expression of water stress-associated genes in sunflower (*Helianthus annuus* L.). *Theor. Appl. Genet.* 114, 193–207. <https://doi.org/10.1007/s00122-006-0419-7>

Potier, E., 2011. Etude de l'influence de la variabilité spatiale intra parcellaire de la végétation sur les flux de CO₂ et d'eau.

Prévoit, L., Habiba, C., Troufleau, D., Weiss, M., Bzret, F., Brisson, N., 2003. Assimilating optical and radar data into the STICS crop model for wheat. *Agronomie* 23, 297–303. <https://doi.org/10.1051/agro>

Quentin, C., Bigorre, F., Bréda, N., Granier, A., Tessier, D., 2015. Etude des sols de la forêt de Hesse (Lorraine). Contribution à l'étude du bilan hydrique. *Etude et Gestion des Sols* 8.

Ratliff, L.F., Ritchie, J.T., Cassel, D.K., 1983. Field-Measured Limits of Soil Water Availability as Related to Laboratory-Measured Properties. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 47, 770–775. <https://doi.org/10.2136/sssaj1983.03615995004700040032x>

Rawls, W.J., Pachepsky, Y. a., 2002. Soil Consistence and Structure as Predictors of Water Retention. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 66, 1115. <https://doi.org/10.2136/sssaj2002.1115>

Reddy, A.R., Chaitanya, K.V., Vivekanandan, M., 2004. Drought-induced responses of photosynthesis and antioxidant metabolism in higher plants. *J. Plant Physiol.* 161, 1189–1202. <https://doi.org/10.1016/j.jplph.2004.01.013>

Rhoades, J.D., Chanduvi, F., Lesch, S.M., 1999. Soil Salinity Assessment: Methods and Interpretation of Electrical Conductivity Measurements, Food & Agr. ed.

- Rhoades, J.D., Raats, P.A.C., Prather, R.J., 1976. Effects of Liquid-phase Electrical Conductivity, Water Content, and Surface Conductivity on Bulk Soil Electrical Conductivity. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 40, 651. <https://doi.org/10.2136/sssaj1976.03615995004000050017x>
- Richards, L.A., 1948. Porous plate apparatus for measuring moisture retention and transmission by soil. *Soil Sci.* 66, 105–110. <https://doi.org/10.1097/00010694-194808000-00003>
- Richards, L., Weaver, L., 1944. Moisture retention by some irrigated soils as related to soil moisture tension. *J. Agric. Res.* 69, 215–234. <https://doi.org/citeulike-article-id:5774994>
- Ritchie, J., Ratliff, L., Cassel, D., 1987. Soil laboratory data, field descriptions and field measured soil water limits for some soils of the United States. *ARS Tech. Bull.*
- Ritchie, J.T., Adams, J.E., 1974. Field Measurement of Evaporation from Soil Shrinkage Cracks. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 38, 131. <https://doi.org/10.2136/sssaj1974.03615995003800010040x>
- Robert, P.C., 2002. Precision agriculture: A challenge for crop nutrition management. *Plant Soil* 247, 143–149. <https://doi.org/10.1023/A:1021171514148>
- Robertson, M.J., Fukai, S., Ludlow, M.M., Hammer, G.L., 1993. Water extraction by grain sorghum in a sub-humid environment. II. Extraction in relation to root growth. *F. Crop. Res.* 33, 99–112. [https://doi.org/10.1016/0378-4290\(93\)90096-6](https://doi.org/10.1016/0378-4290(93)90096-6)
- Robinson, T.P., Metternicht, G., 2006. Testing the performance of spatial interpolation techniques for mapping soil properties. *Comput. Electron. Agric.* 50, 97–108. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2005.07.003>
- Rötter, R.P., Palosuo, T., Kersebaum, K.C., Angulo, C., Bindi, M., Ewert, F., Ferrise, R., Hlavinka, P., Moriondo, M., Nendel, C., Olesen, J.E., Patil, R.H., Ruget, F., Takáč, J., Trnka, M., 2012. Simulation of spring barley yield in different climatic zones of Northern and Central Europe: A comparison of nine crop models. *F. Crop. Res.* 133, 23–36. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2012.03.016>
- Sachs, J., 1865. *Handbuch der Experimental-Physiologie der Pflanzen: Untersuchungen über die allgemeinen Lebensbedingungen der Pflanzen und die Functionen ihrer Organe.* W. Engelmann.
- Sadras, V.O., Connor, D.J., Whitfield, D.M., 1993. Yield, yield components and source-sink relationships in water-stressed sunflower. *F. Crop. Res.* 31, 27–39. [https://doi.org/10.1016/0378-4290\(93\)90048-R](https://doi.org/10.1016/0378-4290(93)90048-R)
- Samouëlian, A., Cousin, I., Tabbagh, A., Bruand, A., Richard, G., 2005. Electrical resistivity survey in soil science: a review. *Soil Tillage Res.* 83, 173–193. <https://doi.org/10.1016/j.still.2004.10.004>

Schenk, H.J., Jackson, R.B., 2002. Rooting depths, lateral root spreads and below-ground/above-ground allometries of plants in water-limited ecosystems. *J. Ecol.* 90, 480–494. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2745.2002.00682.x>

Schmugge, T.J., 1983. Remote Sensing of Soil Moisture: Recent Advances. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* GE-21, 336–344. <https://doi.org/10.1109/TGRS.1983.350563>

Schulze, E.-D., Mooney, H.A., Sala, O.E., Jobbagy, E., Buchmann, N., Bauer, G., Canadell, J., Jackson, R.B., Loreti, J., Oesterheld, M., Ehleringer, J.R., 1996. Rooting depth, water availability, and vegetation cover along an aridity gradient in Patagonia. *Oecologia* 108, 503–511. <https://doi.org/10.1007/BF00333727>

Schwen, A., Bodner, G., Loiskandl, W., 2010. The effect of time-variable soil hydraulic properties in soil water simulations, in: *Proceedings of the 19th World Congress of Soil Science*. pp. 98–101.

Schwenke, H., Wagner, E., 1992. A new concept of root exudation. *Plant. Cell Environ.* 15, 289–299. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3040.1992.tb00976.x>

Sepaskhah, A.R., Kanooni, A., Ghasemi, M.M., 2003. Estimating water table contributions to corn and sorghum water use. *Agric. Water Manag.* 58, 67–79. [https://doi.org/10.1016/S0378-3774\(02\)00081-1](https://doi.org/10.1016/S0378-3774(02)00081-1)

Shao, H.B., Chu, L.Y., Jaleel, C.A., Zhao, C.X., 2008. Water-deficit stress-induced anatomical changes in higher plants. *Comptes Rendus - Biol.* 331, 215–225. <https://doi.org/10.1016/j.crv.2008.01.002>

Shepherd, K.D., Walsh, M.G., 2002. Development of Reflectance Spectral Libraries for Characterization of Soil Properties. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 66, 988. <https://doi.org/10.2136/sssaj2002.0988>

Smith, Gordon C S, Shaun R Seaman, Angela M Wood, Patrick Royston, and Ian R White. 2014. “Correcting for Optimistic Prediction in Small Data Sets.” *American Journal of Epidemiology* 180 (3) (August 1):318–24. doi:10.1093/aje/kwu140.

Šimůnek, J., M. Šejna, a, Saito, H., Sakai, M., Genuchten, M.T. Van, 2013. The HYDRUS-1D Software Package for Simulating the Movement of Water, Heat, and Multiple Solutes in Variably Saturated Media, Version 4.17, HYDRUS Software Series 3, 343.

Šimůnek, J., van Genuchten, M.T., Sejna, M., 2012. The HYDRUS Software Package for Simulating the Two- and Three-Dimensional Movement of Water, Heat, and Multiple Solutes in Variably-Saturated Porous Media. *Tech. manual*, 230. https://doi.org/10.1007/SpringerReference_28001

- Singh, A., 1989. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. *Int. J. Remote Sens.* 10, 989–1003. <https://doi.org/10.1080/01431168908903939>
- Singh, A.K., Tripathy, R., Chopra, U.K., 2008. Evaluation of CERES-Wheat and CropSyst models for water-nitrogen interactions in wheat crop. *Agric. Water Manag.* 95, 776–786. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2008.02.006>
- Skaggs, R.W., Youssef, M. a., Chescheir, G.M., 2012. Drainmod: model use, calibration, and validation. *Trans. ASABE* 551. Skagg, 1509–1522. <https://doi.org/10.13031/2013.42259>
- Skogerboe, G. V., 1984. Advances in irrigation. *Agric. Water Manag.* 9, 260–263. [https://doi.org/10.1016/0378-3774\(84\)90010-6](https://doi.org/10.1016/0378-3774(84)90010-6)
- Slatyer, R.O., 1937. The significance of the permanent wilting percentage in studies of plant and soil water relations. *Bot. Rev.* 3, 585–636. <https://doi.org/10.1007/BF02870151>
- Smit, A., George, E., Groenwold, J., 2000. Root Observations and Measurements at (transparent) interfaces with Soil, in: *Root Methods*. pp. 235–271. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-04188-8>
- Smith, G.C.S., Seaman, S.R., Wood, A.M., Royston, P., White, I.R., 2014. Correcting for optimistic prediction in small data sets. *Am. J. Epidemiol.* 180, 318–324. <https://doi.org/10.1093/aje/kwu140>
- Smith, R.B., 2006. Introduction to hyperspectral imaging. *Microimages*.
- Stahl, C., Hérault, B., Rossi, V., Burban, B., Bréchet, C., Bonal, D., 2013. Depth of soil water uptake by tropical rainforest trees during dry periods: Does tree dimension matter? *Oecologia* 173, 1191–1201. <https://doi.org/10.1007/s00442-013-2724-6>
- Steduto, P., Hsiao, T.C., Raes, D., Fereres, E., 2009. Aquacrop-the FAO crop model to simulate yield response to water: I. concepts and underlying principles. *Agron. J.* 101, 426–437. <https://doi.org/10.2134/agronj2008.0139s>
- Steudle, E., 2000. Water uptake by plant roots: An integration of views. *Plant Soil* 226, 45–56. <https://doi.org/10.1023/A:1026439226716>
- Stone, E.L., Kalisz, P.J., 1991. On the maximum extent of tree roots. *For. Ecol. Manage.* 46, 59–102. [https://doi.org/10.1016/0378-1127\(91\)90245-Q](https://doi.org/10.1016/0378-1127(91)90245-Q)
- Strudley, M.W., Green, T.R., Ascough, J.C., 2008. Tillage effects on soil hydraulic properties in space and time: State of the science. *Soil Tillage Res.* 99, 4–48. <https://doi.org/10.1016/j.still.2008.01.007>

- Svoboda, P., Haberle, J., 2006. The effect of nitrogen fertilization on root distribution of winter wheat. *Plant, Soil Environ.* 52, 308–313.
- Taiz, L. Zeiger, E., Moller, I.M. and Murphy, A. (2015) *Plant Physiology and Development*. 6th Edition, Sinauer Associates, Sunderland, CT.
- Tang, C.S., Shi, B., Liu, C., Suo, W. Bin, Gao, L., 2011. Experimental characterization of shrinkage and desiccation cracking in thin clay layer. *Appl. Clay Sci.* 52, 69–77. <https://doi.org/10.1016/j.clay.2011.01.032>
- Tanguilig, V.C., Yambao, E.B., O'toole, J.C., De Datta, S.K., 1987. Water stress effects on leaf elongation, leaf water potential, transpiration, and nutrient uptake of rice, maize, and soybean. *Plant Soil* 103, 155–168. <https://doi.org/10.1007/BF02370385>
- Tarantola, A., 2005. *Inverse Problem Theory and Methods for Model Parameter Estimation*. Other Titles Appl. Math. 348. <https://doi.org/doi:10.1137/1.9780898717921>
- Tarboton, D.G., Bras, R.L., Rodriguez-Iturbe, I., 1991. On the extraction of channel networks from digital elevation data. *Hydrol. Process.* 5, 81–100. <https://doi.org/10.1002/hyp.3360050107>
- Taylor, D., Hochstein, P., 1965. Glossary of soil science terms, reprinted. *Am. Potato J.* 42, 346–346. <https://doi.org/10.1007/BF02869703>
- Taylor, J.A., Jacob, F., Galleguillos, M., Prévot, L., Guix, N., Lagacherie, P., 2013. The utility of remotely-sensed vegetative and terrain covariates at different spatial resolutions in modelling soil and watertable depth (for digital soil mapping). *Geoderma* 193–194, 83–93. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2012.09.009>
- Taylor, P., Lee, R.J.J., 1984. Simple guidelines for estimating wind speed variations due to small scale topographic features. *Climatol. Bull.* 18, 3–32.
- Taylor, S.A., Ashcroft, G.L., 1972. *Physical edaphology; the physics of irrigated and nonirrigated soils*. Freeman and Company.
- Tessier, D., 1984. *Etude expérimentale de l'organisation des matériaux argileux - Hydratation, gonflement et structuration au cours de la dessiccation et la réhumectation*. thèse Dr.
- Tessier, D., Blaise, F., Coquet, Y., Courbet, C., Priem, J., Lemaire, Y., Trillaud, S., 2006. *Analyse comparative de politiques de prévention du risque de "sécheresse géotechnique": Modélisation et visualisation du phénomène, rapport p29*

- Tetegan, M., Nicoullaud, B., Baize, D., Bouthier, A., Cousin, I., 2011. The contribution of rock fragments to the available water content of stony soils: Proposition of new pedotransfer functions. *Geoderma* 165, 40–49. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2011.07.001>
- Thenail, C., Joannon, A., Capitaine, M., Souchère, V., Mignolet, C., Schermann, N., Di Pietro, F., Pons, Y., Gaucherel, C., Viaud, V., Baudry, J., 2009. The contribution of crop-rotation organization in farms to crop-mosaic patterning at local landscape scales. *Agric. Ecosyst. Environ.* 131, 207–219. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2009.01.015>
- Thimonier, A., Pannatier, E.G., Schmitt, M., 2012. Nitrogen deposition and its effects in forests: results from long term observation sites. *J. For.*
- Todoroff, P., De Robillard, F., Laurent, J.B., 2010. Interconnection of a crop growth model with remote sensing data to estimate the total available water capacity of soils, in: *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. IEEE, pp. 1641–1644. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2010.5653790>
- Trangmar, B.B., Yost, R.S., Uehara, G., 1986. Application of Geostatistics to Spatial Studies of Soil Properties. *Adv. Agron.* 38, 45–94. [https://doi.org/10.1016/S0065-2113\(08\)60673-2](https://doi.org/10.1016/S0065-2113(08)60673-2)
- Tranter, G., Minasny, B., Mcbratney, A.B., Murphy, B., Mckenzie, N.J., Grundy, M., Brough, D., 2007. Building and testing conceptual and empirical models for predicting soil bulk density. *Soil Use Manag.* 23, 437–443. <https://doi.org/10.1111/j.1475-2743.2007.00092.x>
- Tremblay, M., Wallach, D., 2004. Comparison of parameter estimation methods for crop models. *Agronomie* 24, 351–365. <https://doi.org/10.1051/agro:2004033>
- Turner, M.G., Dale, V.H., Gardner, R.H., 1989. Predicting across scales: theory development and testing. *Landsc. Ecol.* 3, 245–252.
- Turner, N.C., 1981. Plant water relations and adaptation to stress. *Plant Soil* 58, 97–131.
- Tyree, M.T., Cochard, H., 2003. Vessel contents of leaves after excision: A test of the scholander assumption. *J. Exp. Bot.* 54, 2133–2139. <https://doi.org/10.1093/jxb/erg237>
- Unger, P., Kaspar, T., 1994. Soil Compaction and Root Growth: A Review. *Agron. J.* 86, 759–766.
- Valé, M., 2006. Quantification et prédiction de la minéralisation nette de l'azote du sol in situ, sous divers pédoclimats et systèmes de culture français. Institut National Polytechnique de Toulouse.
- van Breemen, N., van Dijk, H.F.G., 1988. Ecosystem effects of atmospheric deposition of nitrogen in The Netherlands. *Environ. Pollut.* 54, 249–274. [https://doi.org/10.1016/0269-7491\(88\)90115-7](https://doi.org/10.1016/0269-7491(88)90115-7)

- van Bussel, L.G.J., Grassini, P., Van Wart, J., Wolf, J., Claessens, L., Yang, H., Boogaard, H., de Groot, H., Saito, K., Cassman, K.G., van Ittersum, M.K., 2015. From field to atlas: Upscaling of location-specific yield gap estimates. *F. Crop. Res.* 177, 98–108. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2015.03.005>
- Varella, H.-V., 2009. Inversion d'un modèle de culture pour estimer spatialement les propriétés des sols et améliorer la prédiction de variables agro-environnementales. thèse Dr. 207.
- Varella, H., Guérif, M., Buis, S., 2010a. Global sensitivity analysis measures the quality of parameter estimation: The case of soil parameters and a crop model. *Environ. Model. Softw.* 25, 310–319. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2009.09.012>
- Varella, H., Guérif, M., Buis, S., Beaudoin, N., 2010b. Soil properties estimation by inversion of a crop model and observations on crops improves the prediction of agro-environmental variables. *Eur. J. Agron.* 33, 139–147. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2010.04.005>
- Veihmeyer, F.J., Hendrickson, A.H., 1949. The application of some basic concepts of soil moisture to orchard irrigation. *Proc. 45th ann. Mtg Wash. St. hort. Ass.* 25–41.
- Veihmeyer, F.J., Hendrickson, A.H., 1931. The moisture equivalent as a measure of the field capacity of soils. *Soil Sci.* 32, 181–194. <https://doi.org/10.1097/00010694-193109000-00003>
- Vereecken, H., Weynants, M., Javaux, M., Pachepsky, Y., Schaap, M.G., Genuchten, M.T. Van, 2010. Using Pedotransfer Functions to Estimate the van Genuchten–Mualem Soil Hydraulic Properties: A Review. *Vadose Zo. J.* 9, 795. <https://doi.org/10.2136/vzj2010.0045>
- Volk, M., Liersch, S., Schmidt, G., 2009. Towards the implementation of the European Water Framework Directive? Lessons learned from water quality simulations in an agricultural watershed. *Land use policy* 26, 580–588. <https://doi.org/DOI: 10.1016/j.landusepol.2008.08.005>
- Vos t. N. C., J. H., and K. J. Virgo. 1969. Soil Structure in Vertisols of the Blue Nile Clay Plains, Sudan. *Journal of Soil Science* 20 (1) (March 28): 189–206. doi:10.1111/j.1365-2389.1969.tb01567.x. <http://doi.wiley.com/10.1111/j.1365-2389.1969.tb01567.x>.
- Wang, J.F., Stein, A., Gao, B.B., Ge, Y., 2012. A review of spatial sampling. *Spat. Stat.* 2, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.spasta.2012.08.001>
- Ward, J.H., 1963. Hierarchical grouping to optimize an objective function. *J. Am. Stat. Assoc.* 58, 236–244. <https://doi.org/10.1080/01621459.1963.10500845>

- Wasson, A.P., Richards, R.A., Chatrath, R., Misra, S.C., Prasad, S.V.S., Rebetzke, G.J., Kirkegaard, J.A., Christopher, J., Watt, M., 2012. Traits and selection strategies to improve root systems and water uptake in water-limited wheat crops. *J. Exp. Bot.* 63, 3485–3498. <https://doi.org/10.1093/jxb/ers111>
- White, R.G., Kirkegaard, J.A., 2010. The distribution and abundance of wheat roots in a dense, structured subsoil - Implications for water uptake. *Plant, Cell Environ.* 33, 133–148. <https://doi.org/10.1111/j.1365-3040.2009.02059.x>
- Winter, T.C., Judson, W.H., Franke, O.L., Alley, W.M., 1998. Ground Water and Surface Water, in: U.S. Geological Survey Circular 1139.
- Woodcock, C.E., Strahler, A.H., 1987. the Factor of Scale in Remote-Sensing. *Remote Sens. Environ.* 21, 311–332. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(87\)90015-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(87)90015-0)
- Wösten, J.H.M., Pachepsky, Y.A., Rawls, W.J., 2001. Pedotransfer functions: Bridging the gap between available basic soil data and missing soil hydraulic characteristics. *J. Hydrol.* 251, 123–150. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00464-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00464-4)
- Yoo, K., Amundson, R., Heimsath, A.M., Dietrich, W.E., 2006. Spatial patterns of soil organic carbon on hillslopes: Integrating geomorphic processes and the biological C cycle. *Geoderma* 130, 47–65. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2005.01.008>
- Yoro, G., Godo, G., 1990. Les méthodes de mesure de la densité apparente: Analyse de la dispersion des résultats dans un horizon donné. *Cah. l'ORSTOM* 25, 423–429.
- Yu, G.R., Zhuang, J., Nakayama, K., Jin, Y., 2007. Root water uptake and profile soil water as affected by vertical root distribution. *Plant Ecol.* 189, 15–30. <https://doi.org/10.1007/s11258-006-9163-y>
- Zaslavsky, D., 1968. Average Entities in Kinematics and Thermodynamics of Porous Materials. *Soil Sci.* 106, 358–362.
- Zhang, J., Jia, W., Yang, J., Ismail, A.M., 2006. Role of ABA in integrating plant responses to drought and salt stresses. *F. Crop. Res.* 97, 111–119. <https://doi.org/10.1016/j.fcr.2005.08.018>
- Zhang, N., Wang, M., Wang, N., 2002. Precision agriculture - A worldwide overview. *Comput. Electron. Agric.* 36, 113–132. [https://doi.org/10.1016/S0168-1699\(02\)00096-0](https://doi.org/10.1016/S0168-1699(02)00096-0)
- Zholkevich, V.N., 1981. On the nature of root pressure, in: *Structure and Function of Plant Roots*. Springer Netherlands, Dordrecht, pp. 157–158. https://doi.org/10.1007/978-94-009-8314-4_30

Zwaenepoel, P., Etablissement national d'enseignement supérieur agronomique (Dijon), 2000.
Agriculture de précision : avancées de la recherche technologique et industrielle : actes du colloque
des 29 et 30 mai 2000. Educagri.

Table des figures

Figure 1 : Schéma des étapes de la thèse pour répondre à la question initiale de comment représenter les hétérogénéités de développement dans l'espace.	15
Figure 2 : Relation entre la densité de racines exprimée en cm de longueur de racines par cm ³ et la teneur en eau.	25
Figure 3 : Le potentiel hydrique au sein de la plante.	26
Figure 4 : L'effet du stress hydrique sur la photosynthèse	27
Figure 5 : Réponse adaptative de la plante au stress hydrique à court et long terme.	28
Figure 6 : Vitesses d'élongation foliaire (A) et racinaire (B) du maïs en mm h ⁻¹ et pour différents potentiels hydriques.	28
Figure 7: Description du sol et de sa porosité avant et après irrigation.....	31
Figure 8 : Schéma de la teneur en eau en fonction du temps après un apport d'eau.....	33
Figure 9 : La profondeur maximale racinaire mesurée et sa variabilité in situ.....	35
Figure 10 : La relation humidité massique en fonction du volume massique (inverse de la DA) pour différents pF.....	38
Figure 11 : Réserve utile estimée, pour deux sols (brunisol oligo-saturé) BO et BO-r (brunisol oligo-saturé redoxique) et selon 2 méthodes.	39
Figure 12 : Les différentes argiles minéralogiques (kaolinites, illites, smectites et chlorites) et leurs structures en feuillets.....	40
Figure 13 : Schéma descriptif des charges à la surface d'une particule argileuse.	41
Figure 14: Photographie d'une fente de retrait sur Auradé parcelle Flux.....	41
Figure 15 : Les différentes phases de la création de fentes de retrait.....	42
Figure 16 : Mesure du stock d'eau stocké dans la terre fine et dans les cailloux moyenné pour 3 sols argilo-limoneux de Beauce.....	44
Figure 17 : Schéma simplifié des entrées et sorties du modèle STICS	46
Figure 18 : Les stades du blé dans STICS.....	48
Figure 19 : Schéma des étapes de calcul de la croissance végétative dans STICS.....	49
Figure 20 : les formalismes simulant la croissance racinaire de STICS : le calcul selon un profil type et une « vraie » densité racinaire.....	50
Figure 21 : les seuils de sensibilités à la DA de STICS pour l'effet de limitation lié au tassement du sol sur la croissance racinaire.....	51
Figure 22 : Représentation du sol et de ces compartiments dans le modèle STICS.)	52
Figure 23 : Les déterminants des hétérogénéités des cultures.....	54
Figure 24 Les méthodes d'interprétation de l'espace.....	59

Figure 25 : schéma conceptuel de la distribution de probabilité d'une valeur en fonction du volume échantillonné d'après Hillel (2013).....	60
Figure 26 : Schéma de la spatialisation et de l'interprétation du système continu (Grayson and Blöschl, 2001)..	61
Figure 27 : Répétitivité en fonction du volume échantillonné dans différentes études en écologie du journal Ecology de 1980 à 1986.....	62
Figure 28 : Schéma approximatif de l'étendue spatiale et temporelle pouvant être représenté par les mesures et les processus hydrologiques avec leur représentation spatiale et temporelle	64
Figure 29 : la compensation d'erreur (error 1 et 2) sur l'estimation du profil d'extraction d'eau par les racines dans un sol discrétisé entre deux couches.....	66
Figure 30 : Différentes méthodes d'échantillonnage : (a) échantillonnage purement aléatoire (b) un échantillonnage aléatoire stratifié sur la base de critère géographiques (c) échantillonnage aléatoire stratifié selon une variable explicative (ex variable obtenue par télédétection) (d) un échantillonnage régulier de l'espace.	67
Figure 31 : Schéma d'un semi variogramme d'une variable stationnaire avec seuil.	68
Figure 32 : Différentes techniques d'interpolation appliquées à un modèle numérique de terrain: (a) données attribuées des polygones par un diagramme de Voronï (b) interpolation linéaire (c) distance inverse (d) krigeage sphérique	70
Figure 33 : Schéma montrant le principe des voisins naturels par la méthode des polygones de Thiessen ou le principe de triangulation	71
Figure 34 : Les étapes du signal à la mesure dans l'interprétation du signal issu de l'imagerie.	72
Figure 35 : Les longueurs d'ondes, le niveau d'énergie correspondant ainsi que les capteurs associés.....	73
Figure 36 : La réflectance selon différentes longueurs d'onde et pour différents éléments, rivière, lac, végétation, sol humide et sec ainsi que différents minéraux et les satellites pouvant être associés.....	74
Figure 37 : Variance pour différentes résolutions spatiales d'image satellite sur une parcelle agricole (résolution de base a= 0.15 m b=30 m).....	74
<i>Figure 38 : Schéma des facteurs influant le développement de la culture</i>	<i>78</i>
Figure 39 : Schéma simplifié de la stratégie d'acquisition des mesures acquises et/ou utilisées dans ce travail de thèse et de la complémentarité entre les campagnes de mesure.....	85
Figure 40 : Le bassin versant d'Auradé ainsi que les deux sites étudiés : la parcelle « Flux » et le sous-bassin du Montoussé.	86

Figure 41 : Parcelle flux d'Auradé. Les points de suivis correspondent aux deux zones de prélèvement visant à appréhender l'hétérogénéité de végétation autour de la station météo.....	87
Figure 42 : Vue du bassin versant du Montoussé montrant la zone étudiée dans la thèse. ...	87
Figure 43 : Cartographie des sols du bassin versant d'Auradé établie par Sol-Conseil Ecolab.	88
Figure 44 : schémas des profils de sols pouvant être rencontrés dans le sous bassin versant du Montoussé.....	89
Figure 45 : Bassin versant du Montoussé situé dans la commune d'Auradé.....	90
Figure 46 : Variables d'entrée (strates) de l'hypercube latin classées par origine des données.	92
Figure 47 : Semi-variogrammes des variables qui ont servi à l'utilisation de l'hypercube latin associés aux cartes de la variance.....	95
<i>Figure 48 : Cartographie de l'aire contributive moyenne de de la parcelle d'Auradé Flux à la mesure du mat d'Eddy covariance et la rose des vents pour les années de 2006 à 2009. Tiré du rapport d'Elise Potier (2011).</i>	99
Figure 49 : position des points de prélèvement dans le sens du footprint de la station d'Eddy covariance pour les cas où 10 prélèvements sont effectués.. ..	100
Figure 50 : Schéma du minirhizotron.	101
Figure 51 : Les profils de densité apparente des différents points de mesure du transect et de la campagne de mesures spatialisées au mois de juin 2015 avant et après récolte.	103
Figure 52 : Précipitations (P), ETP Penman (ETP) et déficit hydrique (P-ETP) cumulés par années culturales (1er novembre au 31 octobre) de 2006 à 2015.	108
Figure 53 : Déficit hydrique mensuel exprimé par la différence P-ETP d'août 2005 à août 2015.....	108
Figure 54 : carte de conductivité électrique acquise le 28/04/2014 sur Auradé Flux et fournie par Vincent Bustillo. Le cadre noir correspond à l'emplacement de l'enclos contenant la station météo et la tour à flux.....	110
<i>Figure 55 : Evolution du LAI en m² m⁻², biomasse aérienne en t ha⁻¹ et de l'ETR totale journalière en mm entre novembre 2005 et octobre 2012</i>	111
Figure 56 : Evolution des humidités volumiques en % entre novembre 2005 et octobre 2012.	112
Figure 57 : Evolution températures du sol entre novembre 2005 et octobre 2012.	113
Figure 58 : Allocation de biomasse du tournesol pour les 4 points du transect suivi en 2014 sur le sous-bassin versant du Montoussé	115

Figure 59 : Allocation de biomasse du blé pour les 3 points sur le transect suivi en 2015 sur le sous-bassin versant du Montoussé.....	116
Figure 60 : Dynamiques de LAI pour le tournesol et pour le blé dur pour les points 1-t 2-t et 4-t.....	117
Figure 61 : Prospection racinaire au cours du temps pour le tournesol de 2014 déduite d'après les images de minirhizotron.	118
Figure 62 : Moyennes journalières des données tensiométriques située à 30 cm de profondeur et 60 cm pour les 3 points du transect qui ont été suivis sur le bassin versant du Montoussé ainsi que la pluie correspondant à la même période	120
Figure 63 : Propriétés de rétention en eau des sols pour deux profondeurs sur la parcelle d'Auradé Flux.....	122
Figure 64 : Schéma des étapes pour déterminer la fiabilité de la moyenne tirée des mesures par plant.	129
Figure 65 : Boxplots des moyennes calculées de la surface et de la biomasse foliaires par plant pour chacune des 200 itérations de bootstrap.....	130
Figure 66 : Boxplots des moyennes calculées de la biomasse de tige et de capitule par plant pour chacune des 200 itérations de bootstrap pour le tournesol en 2014.	131
Figure 67 : Boxplots des moyennes obtenues dans les 200 itérations de bootstrap et les seuils de significativité de ces moyennes pour deux variables mesurées en 2015 sur le transect d'Auradé : la hauteur moyenne des plants et le nombre moyen de feuilles vertes..	133
Figure 68 : Nombre de plants de blé prélevés sur 50 cm d'un rang choisi aléatoirement sur les trois points de mesure du transect de 2015 1-t, 2-t et 4-t.....	135
Figure 69 : Etapes du travail sur le calage du modèle STICS abordées dans ce chapitre.	141
Figure 70 : Humidité massique en fonction du volume massique (1/DA) pour 4 jeux de données indépendants.....	143
Figure 71 : Comparaison de la DA mesurée avec l'estimation de la DA avec l'équation de Bruand inversée d'après la teneur en eau massique (DA calculée).....	145
Figure 72 : Comparaison des RU calculées suivant trois méthodes.	147
Figure 73 : RU calculées par couche de sol par les différentes méthodes et pour deux sols contrastés : le point 4-BV qui est une lentille sableuse et le point 13-BV qui est fortement argileux et profond.....	148
Figure 74 : Etapes de paramétrage et de l'évaluation du modèles STICS pour le contexte d'Auradé.....	150

Figure 75 : Variations de densité apparente sur 7 successions culturales sur Auradé Flux entre 2005 et 2011 d'après l'équation de Bruand correspondant au $pF=3$ (1996) et les mesures d'humidité du sol à 2 profondeurs.	151
Figure 76: Analyse de sensibilité à la densité apparente pour trois options de formalisme, sans macroporosité (macro-), avec macroporosité (macro+) et avec macroporosité et fente de retraits (macro+f), à différentes dates sur deux cycles de culture du blé 2005/2006 et 2007/2008..	158
<i>Figure 77: Analyse de sensibilité à la densité apparente pour trois options de formalisme, sans macroporosité (macro-), avec macroporosité (macro+) et avec macroporosité et fente de retraits (macro+f), à différentes dates sur deux cycles de culture du blé 2005/2006 et 2007/2008.</i>	<i>159</i>
Figure 78: Analyse de sensibilité à la densité apparente pour trois options de formalisme, sans macroporosité (macro-), avec macroporosité (macro+) et avec macroporosité et fente de retraits (macro+f), à différentes dates sur deux cycles de culture du blé 2005/2006 et 2007/2008.	160
Figure 79: Résultats du test de sensibilité à la densité apparente pour trois options d'activation du formalisme, à différentes dates sur deux cycles de culture du blé.....	161
Figure 80 : Réserve en eau sur 0-45 cm simulée et observée de 2005 à 2012 sur Auradé Flux pour les différentes modalités de formalisme.	167
Figure 81 : ETR simulée et observée de 2005 à 2012 sur Auradé Flux pour les différentes modalités de formalisme.....	168
Figure 82 : LAI et biomasse aérienne simulés et observés de 2005 à 2012 sur Auradé Flux pour les différentes modalités de formalisme.	169
Figure 83 : Etapes de travail pour le test de sensibilité à l'incertitude de la mesure.	173
Figure 84 : Effet de l'incertitude de l'enracinement sur la biomasse aérienne finale (masec) et sur le cumul d'évapotranspiration (cet) depuis le semis à la récolte pour les 15 points du bassin versant.....	176
Figure 85 : Poids de l'incertitude de chaque variable, humidité à la capacité au champ (HCC) et au point de flétrissement (HMINF) des 5 couches de sols du modèle STICS calculés sur la base des coefficients beta de régressions linéaires sur les écarts aux scénarios témoins.	178
Figure 86 : Comparaison par scatter-plot des écarts au témoin des scénarios RUalea et Zalea pour les simulations du tournesol et du blé.....	180
Figure 87 : Boxplots des écarts entre scénario RUalea et scénario témoin pour les variables simulés masec et cet à la récolte et pour chaque type de sol et chaque culture (blé et tournesol). .	181
Figure 88 : <i>Location of sample points on Montoussé Watershed. Black circle represent measured WHC in mm and colors represents different altitudes (dGPS surveys).</i>	<i>192</i>

<i>Figure 89: Flowchart of method used to build gridded input datasets for spatially-explicit modelling. The main steps are to (1) select gridded data set, (2) find optimal sampling with LHS method and (3) use statistical modelling to spatialize measurements.</i>	193
<i>Figure 90 : Spatial autocorrelation of remote-sensing gridded dataset for LAI (BVNET) expressed as a semivariogram and R Pearson for sunflower crop on 29/06/2006 in Montoussé subwatershed. This date is near LAX period.</i>	195
<i>Figure 91: Histogram of original (on the left) and LHS data (on the right) for two input variables (TSI up and PI down) of the sampling method.</i>	196
<i>Figure 92: Boxplots of soil profile measurements for clay content, carbon, nitrogen and phosphorus content.</i>	198
<i>Figure 93: Minimal number of sampling points required to achieve stable coefficients (p-value < 0.05) on soil variables (and NDVI) for 8 covariates, depending whether the soil layers were aggregated (30 cm) or not (15 cm).</i>	202
<i>Figure 94: Percentage of variance explained for each covariate calculated with the r-square multiplied by the weight coefficients in % and observed NDVI and cross-validation RRMSE.</i>	204
<i>Figure 95: Measurement and percentage of variability explained for each covariate calculated (r-squared multiplied by the weight coefficients in % on non gap filled measures) for HR models and textural clay top left), water holding capacity (middle left), nitrogen stock (middle right), carbon (top right) measurements.</i>	207
<i>Figure 96: RRMSE on 15 points calibration as a function of depth for various models describing stock variables (N, C, WHC) and on the clay content of the soil layers of 15 to 30 cm.</i>	208
<i>Figure 97 : maps for WHC (left) and organic nitrogen models after kriging with ARCGIS in Montoussé subwatershed.</i>	210
<i>Figure 98 : Etapes de travail pour la validation de la méthode de spatialisation.</i>	216
<i>Figure 99 : Profondeurs d'enracinement du tournesol (2014) pour les différents scénarios simulés et pour 2 sols contrastés : 1-t sol profond en bas de versant et 4-T sol superficiel situé sur la crête.</i>	222
<i>Figure 100 : Carte du rendement en biomasse aérienne simulée au 23/06 et la RMSE correspondante sur le bassin versant du Montoussé sur culture de blé.</i>	227
<i>Figure 101 : La RMSE en fonction de la biomasse simulée avec le modèle STICS sur le sous-bassin versant.</i>	228
<i>Figure 102 : Carte de la réserve utile produite par inversion du modèle STICS sur le tournesol de 2014 à l'échelle du bassin versant d'Auradé.</i>	234

Figure 103 : Rendement final en biomasse totale aérienne simulée par le modèle STICS pour le tournesol de 2014 selon la réserve utile et pour différentes configurations de topographie de pente et d'exposition correspondant aux situations rencontrées sur le bassin versant du Montoussé.
..... 236

Table des tableaux

Tableau 1 : Processus impactant le développement de la plante liés au stress hydrique et leur prise en compte par le modèle STICS.....	47
Tableau 2 : Longueurs d'onde et l'impact sur le développement de la plante.....	55
Tableau 3 : Caractéristiques des différents points mesurés dans le sous-bassin versant du Montoussé correspondant à la carte de la Figure 42.....	91
Tableau 4 : Quantiles des données originales par rapport aux classes produites par l'hypercube latin.....	96
<i>Tableau 5 : Synthèse des données biophysiques et d'humidité acquises in situ et utilisées au cours de la thèse.....</i>	<i>97</i>
<i>Tableau 6 : Méthodes employées pour les analyses de sol. Les analyses ont été faites au laboratoire du LDAR (Aisne)</i>	<i>103</i>
Tableau 7 : Pourcentage des périodes entre deux mesures soumises au stress hydrique pour les 3 points de suivi du transect établi en 2015 sur blé.	123
Tableau 8 : Coefficients de variation calculés entre répétitions pour les trois dates de la campagne de mesures spatialisées et pour les 15 points.....	124
Tableau 9: Corrélations de Pearson calculés entres les variables biophysiques mesurées sur le blé de 2015 de la campagne spatialisée et les propriétés de sol et les variables spatiales utilisées directement ou indirectement pour l'échantillonnage avec l'hypercube latin (variables LHS).....	126
<i>Tableau 10 : Distances mesurées et surface de représentation de la mesure ainsi que la densité de plants correspondante pour les 4 points du transect. Les mesures ont été faites sur tournesol le 15 mai 2014 sur le bassin versant du Montoussé.....</i>	<i>136</i>
<i>Tableau 11 : Les différentes étapes d'optimisation des paramètres du modèle STICS..</i>	<i>153</i>
<i>Tableau 12 : Résultats d'optimisation sur Auradé Flux par rapport aux analyses faites sur les 14 sols de la campagne spatialisée du bassin versant d'Auradé à dominance argileuse (4-BV exclu) sur les humidités à la capacité au champ (HCC) et l'humidité au point de flétrissement (HpF) ainsi que les réserves utile par couches de sol.</i>	<i>154</i>
Tableau 13 : Macroporosité calculée en mm pour l'activation du formalisme macroporosité seulement (macro+) pour chaque densité apparente et HCC qui correspond à la capacité au champ dans STICS exprimé en % massique de sol.	156
Tableau 14 : Critères statistiques de performance des simulations de STICS après optimisation pour chaque combinaison de module et pour toutes les simulations de 2005 à 2012..	165

Tableau 15 : Moyennes et écart-types des différents scénarios simulés pour établir l'impact de l'incertitude de la mesure sur les sorties de modèles sur les 15 profils de sol de la campagne de mesures spatialisée sur le bassin versant du Montoussé.	175
Tableau 16: The 15 sampling points and their characteristics.	191
<i>Tableau 17 : Tableau récapitulatif des scénarios utilisés pour évaluer la spatialisation de la RU et l'azote organique (Norg)..</i>	217
Tableau 18 : Synthèse des variables choisies pour modéliser les résidus ainsi que les unités associées.....	218
<i>Tableau 19 : Critères de performance (R^2, RRMSE en %, l'efficacité statistique et le biais moyen relatif) pour les 4 types de scénarios simulés présentés (Tableau 17), pour le BV bassin versant (15 points) et le transect (3 points) pour les simulations de LAI et de biomasse (masec).</i>	220
<i>Tableau 20 : Pourcentage de variance expliquée par variable pour décrire le biais des simulations.</i>	223
<i>Tableau 21 : Pourcentage de variance expliquée par variable pour décrire la RMSE des simulations.</i>	223

Annexes

Liste des annexes :

Annexe 1 : Tableaux des données acquises sur le sous bassin versant du Montoussé

Annexe 2 : Résultats d'analyse sur les profils de sol de la campagne de mesures spatialisées

Annexe 3 : Les patterns spatiaux des variables de sortie des modèles de RU et N présenté chapitre 5

Annexe 4 : Simulés-observés des simulations spatialisées

1 Mesures biophysiques faites sur le sous-bassin versant du Montoussé

Biomasse par organe du tournesol de 2014 par date de suivi sur les 4 points du transect situé à Auradé. La biomasse racinaire correspond au prélèvement sur les 20 premiers cm du sol.

point	date	biomasse tournesol (t ha ⁻¹)				total aérien
		tiges	capitule	feuilles	racines	
1-t	22/05/2014	0.0	-	0.0	0.0	0.1
1-t	13/06/2014	0.2	-	0.4	0.1	0.7
1-t	24/06/2014	1.3	0.1	1.6	0.4	3.3
1-t	09/07/2014	1.7	0.2	1.6	1.1	4.6
1-t	23/07/2014	3.2	1.2	1.9	0.7	7.0
1-t	07/08/2014	2.9	3.3	1.6	0.6	8.4
1-t	20/08/2014	4.2	5.5	2.3	1.0	13.1
1-t	05/09/2014	3.6	4.9	2.2	0.7	11.3
2-t	22/05/2014	0.0	-	0.0	0.0	0.0
2-t	13/06/2014	0.3	-	0.7	-	1.1
2-t	24/06/2014	1.4	0.2	1.4	0.4	3.4
2-t	09/07/2014	2.1	1.6	1.7	0.6	5.9
2-t	23/07/2014	3.8	1.7	2.4	1.0	8.8
2-t	07/08/2014	3.6	3.8	2.0	0.6	10.0
2-t	20/08/2014	3.7	4.9	2.2	0.8	11.5
2-t	05/09/2014	4.3	5.9	2.4	0.8	13.4
3-t	22/05/2014	0.0	-	0.0	0.0	0.1
3-t	13/06/2014	0.1	-	0.4	0.1	0.6
3-t	24/06/2014	1.0	0.0	1.1	0.3	2.5
3-t	09/07/2014	2.1	0.2	2.2	0.7	5.3
3-t	23/07/2014	3.6	1.7	1.9	0.9	8.1
3-t	07/08/2014	4.3	5.0	2.6	0.9	12.7
3-t	20/08/2014	3.7	5.2	2.4	0.8	12.1
3-t	05/09/2014	4.8	7.3	2.8	0.7	15.5
4-t	22/05/2014	0.0	-	0.0	0.0	0.0
4-t	13/06/2014	0.2	-	0.3	0.1	0.6
4-t	24/06/2014	0.4	0.0	0.5	0.1	1.0
4-t	09/07/2014	0.8	0.1	1.0	0.7	2.5
4-t	23/07/2014	2.3	1.1	1.3	0.5	5.1
4-t	07/08/2014	2.3	2.5	1.4	0.5	6.7
4-t	20/08/2014	2.4	3.5	1.5	0.6	7.9
4-t	05/09/2014	2.7	4.2	1.6	0.7	9.2

Biomasse par organe du blé par date de suivi sur les 3 points du transect situé à Auradé. La biomasse racinaire correspond au prélèvement sur les 20 premiers cm du sol.

point	date	nombre de plants	biomasse blé (t ha-1)					total aérien
			tiges	épis	feuilles vertes	feuilles sénescentes	racines	
1-t	18/02/2015	20	-	-	0.7	-	0.1	1.6
1-t	13/03/2015	19	0.7	-	1.0	0.2	0.4	3.3
1-t	30/03/2015	20	1.1	-	1.4	0.3	0.7	4.9
1-t	13/05/2015	11	4.8	1.9	2.1	1.3	1.1	13.3
1-t	28/05/2015	12	5.7	3.4	1.4	1.3	1.1	14.2
1-t	09/06/2015	13	5.0	7.2	0.5	2.5	0.8	16.6
2-t	18/02/2015	17	-	-	0.9	-	0.2	2.1
2-t	13/03/2015	24	1.0	-	1.2	0.3	0.6	4.3
2-t	30/03/2015	18	1.0	-	1.5	0.2	0.7	4.8
2-t	13/05/2015	10	4.7	2.0	2.3	1.1	1.2	13.5
2-t	28/05/2015	18	9.3	5.0	2.6	1.8	1.8	23.0
2-t	09/06/2015	12	4.1	6.8	0.3	1.7	1.0	14.2
4-t	18/02/2015	20	-	-	0.3	-	0.1	0.6
4-t	13/03/2015	21	0.0	-	0.5	0.0	0.2	1.2
4-t	30/03/2015	16	0.7	-	1.0	0.3	0.8	3.8
4-t	13/05/2015	19	4.5	2.3	2.0	1.2	2.5	14.4
4-t	28/05/2015	14	6.6	3.6	1.5	1.1	1.8	16.1
4-t	09/06/2015	11	2.1	3.3	0.0	1.4	1.4	8.3

Variables biophysiques mesurées au cours de la thèse pour la campagne de mesures spatialisées. Les mesures ont été effectuées à 3 dates sur les 15 points. L'écart-type est calculé d'après les 3 répétitions. Les biomasses sont exprimées en t ha⁻¹ de matière sèche et le LAI exprimé en surface foliaire en m² par m² de sol

date	point	MS aérienne	MS feuilles vertes	MS feuilles sénéscentes	MS tige	MS grain	LAI
		t.ha ⁻¹	t.ha ⁻¹	t.ha ⁻¹	t.ha ⁻¹	t.ha ⁻¹	m ² .m ⁻²
15/04/2015	1-BV	5.8±0.6	2.2±0.3	0.5±0	3±0.3	-	2.1±0.3
15/04/2015	2-BV	6.6±0.9	3±0.4	0.5±0.1	3.1±0.4	-	2.6±0.4
15/04/2015	3-BV	8.4±3	3.4±1.1	0.8±0.4	4.2±1.6	-	2.9±1
15/04/2015	4-BV	6.5±0.6	3.1±0.7	0.7±0.2	2.8±0.4	-	2.6±0.7
15/04/2015	5-BV	3.3±1.1	1.5±0.5	0.3±0.1	1.5±0.5	-	1.5±0.4
15/04/2015	6-BV	8.4±2.7	3.9±1.2	0.9±0.4	3.7±1.1	-	3.1±0.9
15/04/2015	7-BV	5.8±1.6	2.5±0.8	0.5±0.1	2.8±0.7	-	2.2±0.7
15/04/2015	8-BV	3.7±1.4	2±0.8	0.3±0.1	1.5±0.5	-	1.8±0.7
15/04/2015	9-BV	7.5±1.1	3.4±0.4	0.7±0.2	3.4±0.6	-	2.8±0.4
15/04/2015	10-BV	5.5±0.8	2.8±0.4	0.4±0.1	2.4±0.4	-	2.5±0.3
15/04/2015	11-BV	3.8±1.8	1.8±1.2	0.3±0	1.7±0.7	-	1±0.4
15/04/2015	12-BV	10.9±2.5	4.4±1	1.1±0.2	5.4±1.4	-	3.7±1.1
15/04/2015	13-BV	8.5±1.8	4.1±1.1	0.6±0.1	3.8±0.6	-	3.9±1.1
15/04/2015	14-BV	2.3±0.2	0.9±0	0.3±0.1	1.1±0.1	-	0.5±0
15/04/2015	15-BV	5.1±0.9	2.3±0.4	0.3±0.1	2.5±0.4	-	1.9±0.3
15/05/2015	1-BV	15.3±8.8	2±1.1	0.9±0.4	9.1±5.4	2.6±1.6	2±1.1
15/05/2015	2-BV	15.5±1.2	2.4±0.3	1±0.3	8.8±0.6	2.7±0.2	1.9±0.2
15/05/2015	3-BV	17.2±5	2.4±0.7	1.6±0.8	8.8±2	3.6±1.3	1.5±0.3
15/05/2015	4-BV	10.3±5.1	1.6±0.7	0.9±0.5	5.8±3	1.6±0.7	1.7±0.8
15/05/2015	5-BV	19.8±4.9	3.2±0.7	1.5±0.4	11.2±2.7	3.2±1	2.1±0.6
15/05/2015	6-BV	8.3±2.8	1.3±0.4	0.5±0.2	5±1.5	1.2±0.6	1.4±0.3
15/05/2015	7-BV	16.7±3.7	1.8±0.3	1.8±0.4	9.4±2.5	3.1±0.6	1.2±0.2
15/05/2015	8-BV	20.5±8.5	3.4±1.5	1.4±0.7	11.4±4.5	3.5±1.5	2.3±0.9
15/05/2015	9-BV	17.8±8.3	2.3±1	1.3±0.6	10.6±5.2	3±1.4	2.1±0.9
15/05/2015	10-BV	16.7±4.5	2.2±0.5	1.1±0.5	9.5±2.4	3.1±0.9	2.1±0.6
15/05/2015	11-BV	9.3±2.7	1.1±0.3	0.6±0.2	5.7±1.8	1.5±0.6	1±0.1
15/05/2015	12-BV	27±11.3	3.4±1.5	2.5±1.2	13.7±5.3	6±2.8	2.2±1
15/05/2015	13-BV	19.1±5.2	3.5±1	1.7±0.3	10±3	3.2±1	2.8±0.7
15/05/2015	14-BV	5.7±1.9	0.8±0.2	0.2±0.2	3.4±1	1±0.4	0.7±0.2
15/05/2015	15-BV	16.5±5.1	2.5±0.8	1.1±0.3	9.4±3.1	2.8±0.8	2.1±0.7
23/06/2015	1-BV	20.1±13	-	3.2±0.8	8.3±2.7	10.4±7.2	-
23/06/2015	2-BV	25.2±3.7	-	4.1±0.4	8.5±1	10.2±2.3	-
23/06/2015	3-BV	16.7±1.1	-	2.7±0.1	6.7±1	5.9±0.3	-
23/06/2015	4-BV	15.2±1.7	-	3.1±0.4	6.2±0.7	4.7±0.7	-
23/06/2015	5-BV	10.9±0.8	-	2.1±0.3	4.9±0.6	3.1±0.8	-
23/06/2015	6-BV	20±10.4	-	3±1.4	6.9±3.2	8.1±4.6	-
23/06/2015	7-BV	25±6.9	-	4.4±0.7	9.6±2.6	8.8±2.9	-
23/06/2015	8-BV	14.7±3.1	-	2.2±0.6	5.9±1	5.4±1.2	-
23/06/2015	9-BV	20.5±2	-	3.5±0.5	7.8±0.7	7.5±0.7	-
23/06/2015	10-BV	12.7±4.8	-	2.5±1	5.3±1.2	4±2.3	-
23/06/2015	11-BV	11.7±7.2	-	1.8±0.8	4.8±2.1	4.2±3.5	-
23/06/2015	12-BV	19±2.3	-	2.7±0.6	8±1	6.6±0.8	-
23/06/2015	13-BV	20.4±2.4	-	3.6±0.4	7.2±0.9	7.7±1	-
23/06/2015	14-BV	9±1.5	-	1±0.3	3.3±0.5	3.8±0.6	-
23/06/2015	15-BV	15.4±3.3	-	2.7±0.2	6.1±1	5.3±1.7	-

2 Résultats d'analyse sur les profils de sol de la campagne de mesures spatialisées

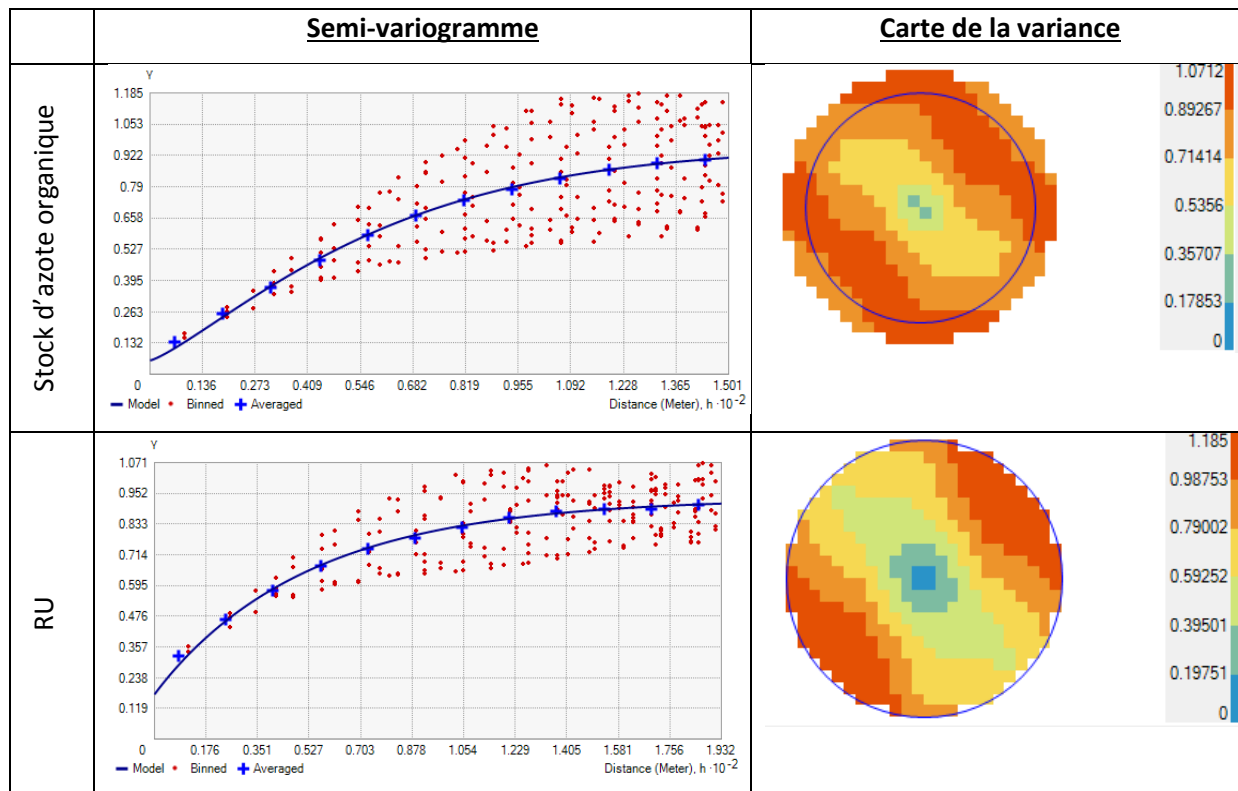
point	présence racines	horizon cm	DA g g ⁻¹	hum_res %	A ‰	L ‰	S ‰	Lf ‰	Lg ‰	Sf ‰	Sg ‰	CaCO3 ‰	pHKCl -	T°_pH °C	C ‰	N ‰	CEC mol kg ⁻¹	P Olsen ‰	pF2 ‰	pF4.2 ‰
1-BV	oui	0-15	1.45	20.70	399	431	170	317	114	94	76	80	7.50	21.0	8.9	1.3	17.8	0.024	301	165
1-BV	oui	15-30	1.48	22.35	404	433	162	314	118	91	71	83	7.41	21.0	8.6	1.3	18.1	0.031	325	166
1-BV	oui	30-45	1.63	23.73	428	398	173	273	125	91	82	33	7.40	20.7	5.7	0.9	18.5	0.009	331	171
1-BV	oui	45-60	1.72	23.34	424	401	175	273	129	92	83	10	7.40	20.9	3.3	0.7	18.4	0.002	319	163
1-BV	oui	60-75	1.83	21.48	411	422	167	293	129	98	69	4	7.20	20.9	2.3	0.6	17.7	0.004	305	152
1-BV	oui	75-90	1.84	19.56	402	437	161	300	137	97	64	3	7.26	20.9	2.1	0.6	17.1	0.007	299	150
1-BV	oui	90-105	1.84	18.00	394	449	157	305	144	96	61	3	7.30	20.9	1.9	0.6	16.6	0.009	294	149
2-BV	oui	0-15	1.53	24.50	391	415	195	308	107	100	95	61	7.40	20.7	10.9	1.5	20.5	0.024	324	158
2-BV	oui	15-30	1.71	22.90	413	402	185	301	101	98	87	75	7.50	20.9	5.7	1.0	18.0	0.002	306	149
2-BV	oui	30-45	1.69	23.01	412	403	186	301	101	98	88	74	7.49	20.9	6.0	1.0	18.2	0.003	307	150
2-BV	oui	45-60	1.73	24.77	426	401	173	298	103	95	78	47	7.41	20.8	5.5	1.0	18.7	<0.002	310	152
2-BV	oui	60-75	1.78	23.88	429	404	168	295	108	96	72	27	7.40	20.8	5.0	0.9	18.9	<0.002	307	157
2-BV	oui	75-90	1.76	23.44	430	405	165	294	111	96	70	17	7.40	20.7	4.8	0.8	19.1	<0.002	306	159
2-BV	oui	90-105	1.77	23.00	431	406	163	292	114	96	67	7	7.40	20.7	4.5	0.8	19.2	<0.002	304	161
3-BV	oui	0-15	1.56	29.40	391	426	183	333	93	89	94	52	7.40	20.9	9.9	1.4	19.9	0.007	329	157
3-BV	oui	15-30	1.65	29.12	391	430	179	310	120	96	84	52	7.40	20.9	9.2	1.4	19.8	0.008	330	161
3-BV	oui	30-45	1.60	32.33	479	381	140	282	99	83	57	27	7.41	20.9	5.8	1.0	20.5	<0.002	342	170
3-BV	oui	45-60	1.68	31.11	459	377	164	287	89	82	83	69	7.48	20.8	4.1	0.8	19.5	<0.002	325	158
3-BV	oui	60-75	1.75	29.89	438	373	189	292	80	81	108	112	7.55	20.8	2.4	0.6	18.6	<0.002	307	147
3-BV	oui	75-90	1.75	22.70	337	361	302	280	81	88	214	227	7.70	20.8	2.3	0.6	15.4	<0.002	287	133
4-BV	oui	0-15	1.78	21.00	207	340	452	239	101	170	282	205	7.70	21.0	7.2	0.9	13.7	0.012	249	132
4-BV	oui	15-30	1.60	21.00	204	353	443	251	102	165	277	207	7.70	20.9	7.0	0.9	14.0	0.013	251	130
4-BV	non	30-45	1.42	14.70	40	152	808	80	72	161	647	72	8.00	21.0	1.4	0.2	9.8	0.002	152	86
4-BV	non	45-60	1.27	17.20	17	131	851	78	53	180	671	9	7.90	20.9	1.0	0.2	11.6	<0.002	129	69

point	présence racines	horizon cm	DA g g-1	hum_res %	A %o	L %o	S %o	Lf %o	Lg %o	Sf %o	Sg %o	CaCO3 %o	pHKCl -	T°_pH °C	C %o	N %o	CEC mol kg-1	P Olsen %o	pF2 %o	pF4.2 %o
5-BV	oui	0-15	1.52	32.10	379	396	226	285	111	108	118	86	7.40	20.9	10.9	1.5	19.4	0.011	304	156
5-BV	oui	15-30	1.62	19.36	390	393	216	293	101	104	113	79	7.40	20.9	10.3	1.4	18.8	0.012	308	157
5-BV	oui	30-45	1.65	13.41	285	558	157	416	141	113	44	157	7.66	20.8	3.9	0.9	12.7	0.004	322	143
5-BV	oui	45-60	1.69	14.93	337	550	113	427	123	87	26	125	7.65	20.8	2.5	0.8	13.6	0.003	326	153
5-BV	oui	60-75	1.79	24.24	509	475	16	425	50	12	4	23	7.53	20.8	1.5	0.8	18.5	0.003	343	187
5-BV	oui	75-90	1.79	29.19	484	498	18	454	44	11	6	50	7.57	20.8	1.5	0.7	18.7	0.003	369	190
5-BV	oui	90-105	1.69	33.70	461	519	19	480	39	11	8	74	7.60	20.9	1.5	0.6	18.9	0.004	379	191
5-BV	oui	105-120	1.68	35.30	386	603	11	534	69	8	3	4	7.40	20.8	1.4	0.6	20.0	0.016	410	188
6-BV	oui	0-15	1.64	35.70	421	408	172	316	92	77	95	111	7.50	20.9	11.1	1.5	21.9	0.018	323	173
6-BV	oui	15-30	1.67	4.53	429	399	172	294	105	79	93	124	7.50	20.8	9.0	1.3	21.1	0.014	306	171
6-BV	oui	30-45	1.73	31.00	433	365	202	255	110	78	124	156	7.60	20.6	3.6	0.7	19.6	<0.002	289	155
6-BV	oui	45-60	1.83	33.40	414	386	200	286	100	79	121	164	7.50	20.9	3.2	0.6	19.3	<0.002	295	161
6-BV	oui	60-75	1.83	33.50	400	406	195	293	114	81	114	156	7.50	20.9	2.8	0.6	19.4	<0.002	301	167
6-BV	oui	75-90	1.80	33.72	388	425	188	299	126	82	106	146	7.50	20.9	2.4	0.5	19.5	<0.002	301	167
6-BV	oui	90-105	1.89	35.40	424	415	161	302	113	75	86	120	7.50	20.9	2.0	0.5	20.4	<0.002	310	170
7-BV	oui	0-15	1.45	18.90	342	459	199	342	117	76	123	135	7.60	20.7	8.6	1.3	16.8	0.008	301	154
7-BV	oui	15-30	1.56	17.86	368	438	193	333	105	74	120	141	7.60	20.7	9.4	1.3	17.0	0.014	311	167
7-BV	oui	30-45	1.66	18.26	394	434	172	342	92	74	97	144	7.60	20.7	6.4	1.1	17.0	0.009	303	168
7-BV	oui	45-60	1.77	19.70	390	447	163	357	90	80	83	105	7.60	20.8	3.4	0.8	17.6	0.006	291	163
7-BV	non	60-75	1.83	21.30	362	467	170	369	98	87	83	42	7.60	21.0	2.0	0.6	18.8	0.008	281	159
7-BV	non	75-90	1.85	21.70	355	472	172	372	100	89	83	26	7.60	21.0	1.6	0.5	19.1	0.009	279	158
8-BV	oui	0-15	1.63	25.20	350	380	270	293	87	125	145	124	7.60	21.0	7.0	1.1	16.5	0.007	267	138
8-BV	oui	15-30	1.58	24.85	348	364	288	282	83	127	161	122	7.51	21.0	7.8	1.2	16.8	0.014	279	142
8-BV	oui	30-45	1.59	25.09	343	474	183	367	108	86	97	143	7.57	20.9	3.9	0.9	15.2	<0.002	290	159
8-BV	oui	45-60	1.66	27.56	436	456	108	368	88	50	58	108	7.56	20.9	2.3	0.8	15.7	<0.002	308	169
8-BV	oui	60-75	1.69	30.51	555	382	63	330	52	24	39	56	7.51	21.0	2.0	0.9	17.1	<0.002	326	174
8-BV	oui	75-90	1.74	34.55	498	393	109	318	75	52	57	24	7.50	20.9	1.4	0.7	20.3	<0.002	315	194

point	présence racines	horizon cm	DA g g-1	hum_res %	A ‰	L ‰	S ‰	Lf ‰	Lg ‰	Sf ‰	Sg ‰	CaCO3 ‰	pHKCl -	T°_pH °C	C ‰	N ‰	CEC mol kg-1	P Olsen ‰	pF2 ‰	pF4.2 ‰
9-BV	oui	0-15	1.65	31.50	368	416	217	303	113	112	105	94	7.50	20.8	10.1	1.3	19.1	0.008	299	143
9-BV	oui	15-30	1.65	31.33	373	398	230	293	105	114	116	95	7.50	20.8	10.1	1.3	19.0	0.008	313	149
9-BV	oui	30-45	1.73	32.51	399	409	192	280	129	118	74	23	7.41	20.8	4.6	0.8	18.7	<0.002	310	153
9-BV	oui	45-60	1.72	32.55	401	409	190	271	137	123	66	11	7.40	20.9	3.1	0.6	23.8	<0.002	303	148
9-BV	oui	60-75	1.83	29.30	367	416	216	282	134	131	85	77	7.47	20.9	2.8	0.5	19.6	0.003	295	142
9-BV	oui	75-90	1.88	27.61	347	422	231	297	125	130	102	126	7.50	20.9	2.4	0.5	16.3	0.003	285	138
9-BV	non	90-105	1.89	27.51	343	423	234	307	116	125	109	144	7.50	20.9	1.9	0.5	16.1	0.003	278	136
9-BV	non	105-120	1.93	27.40	338	425	237	318	107	120	117	164	7.50	20.9	1.4	0.5	15.9	0.003	270	134
10-BV	oui	0-15	1.91	25.30	291	469	241	357	112	110	131	218	7.60	20.9	8.7	1.1	16.6	0.009	247	129
10-BV	oui	15-30	1.89	25.04	293	466	241	358	109	118	123	226	7.60	20.9	8.1	1.1	16.3	0.006	274	137
10-BV	oui	30-45	1.90	24.10	321	449	230	335	114	130	100	253	7.70	20.9	3.1	0.6	14.5	<0.002	259	131
10-BV	oui	45-60	1.90	23.30	304	447	249	343	104	136	113	244	7.70	20.9	2.3	0.4	14.3	<0.002	255	126
10-BV	oui	60-75	1.90	22.65	307	429	264	321	109	155	109	246	7.70	20.9	1.6	0.4	14.4	<0.002	253	125
10-BV	oui	75-90	1.90	24.44	317	422	261	318	103	145	116	232	7.62	21.0	1.3	0.4	14.6	<0.002	252	124
10-BV	oui	90-105	1.92	23.43	313	426	260	322	104	148	112	228	7.69	21.0	1.4	0.4	14.6	<0.002	261	125
11-BV	oui	0-15	1.91	16.50	334	421	244	303	118	136	108	218	7.60	21.0	7.0	0.9	16.6	0.019	283	135
11-BV	oui	15-30	1.73	25.43	324	418	258	303	115	139	119	248	7.60	20.9	6.7	0.9	16.4	0.016	290	136
11-BV	oui	30-45	1.85	26.65	319	423	258	304	118	149	109	221	7.60	20.9	3.5	0.6	15.4	<0.002	285	132
11-BV	oui	45-60	1.96	20.15	300	398	302	273	125	158	144	214	7.67	21.0	1.9	0.4	14.7	<0.002	264	123
11-BV	non	60-75	1.95	20.83	309	391	300	272	119	144	156	173	7.60	21.0	4.7	0.8	16.0	0.005	258	120
12-BV	oui	0-15	1.48	26.90	341	397	262	295	102	113	149	87	7.40	21.0	10.7	1.5	18.9	0.008	317	144
12-BV	oui	15-30	1.48	25.59	340	411	249	306	105	116	133	80	7.40	21.0	10.3	1.5	18.5	0.007	304	147
12-BV	oui	30-45	1.68	20.99	370	387	242	286	101	122	120	70	7.40	20.9	7.4	1.1	18.5	0.004	305	146
12-BV	oui	45-60	1.75	18.06	394	386	220	280	106	112	109	46	7.40	20.8	6.3	1.0	18.5	0.002	297	144
12-BV	oui	60-75	1.77	18.42	388	378	233	273	106	118	116	32	7.40	20.7	5.7	0.9	17.9	0.002	293	143
12-BV	oui	75-90	1.80	19.08	378	368	253	262	105	126	127	16	7.40	20.6	4.8	0.8	17.1	<0.002	288	142
12-BV	oui	90-105	1.80	18.78	368	364	267	252	111	131	136	10	7.40	20.6	4.2	0.7	16.7	<0.002	293	143
12-BV	oui	105-120	1.76	18.59	359	360	281	243	117	135	146	4	7.38	20.6	3.6	0.6	16.4	<0.002	297	144
12-BV	oui	120-135	1.78	19.90	361	355	284	237	118	128	156	2	7.10	20.7	3.1	0.6	16.3	<0.002	300	146

point	présence racines	horizon cm	DA g g-1	hum_res %	A ‰	L ‰	S ‰	Lf ‰	Lg ‰	Sf ‰	Sg ‰	CaCO3 ‰	pHKCl -	T°_pH °C	C ‰	N ‰	CEC mol kg-1	P Olsen ‰	pF2 ‰	pF4.2 ‰
13-BV	oui	0-15	1.49	36.40	386	423	191	308	115	105	86	37	7.40	20.8	13.2	1.6	21.9	0.042	332	162
13-BV	oui	15-30	1.54	36.27	393	426	180	300	126	103	77	32	7.40	20.8	12.2	1.6	21.7	0.039	345	164
13-BV	oui	30-45	1.58	32.08	395	441	165	306	135	99	65	41	7.40	20.8	9.8	1.4	20.8	0.015	405	170
13-BV	oui	45-60	1.63	24.88	381	413	206	287	126	108	98	19	7.40	20.8	7.6	1.0	19.5	0.015	370	164
13-BV	oui	60-75	1.66	20.15	372	395	233	275	120	113	120	4	7.40	20.8	6.1	0.8	18.6	<0.002	356	161
13-BV	oui	75-90	1.70	23.50	382	397	221	278	119	107	115	3	7.20	20.7	5.7	0.8	18.5	<0.002	338	161
13-BV	oui	90-105	1.71	27.11	392	401	207	282	119	100	108	2	7.01	20.7	5.5	0.8	18.5	0.004	321	160
13-BV	oui	105-120	1.67	29.70	401	405	195	286	119	95	100	2	6.87	20.7	5.3	0.8	18.5	0.004	309	161
13-BV	oui	120-135	1.59	30.70	412	408	180	290	118	93	88	2	6.80	20.9	5.4	0.8	18.7	0.006	307	163
13-BV	oui	135-150	1.65	30.40	419	410	171	292	118	93	78	2	6.80	21.2	5.5	0.8	18.8	0.008	310	166
14-BV	oui	0-15	1.71	29.60	409	365	227	240	125	117	110	9	7.40	20.9	13.2	1.7	21.2	0.022	306	106
14-BV	oui	15-30	1.72	30.30	410	367	222	255	112	120	102	8	7.20	20.9	12.6	1.7	21.7	0.026	334	155
14-BV	oui	30-45	1.73	26.30	397	373	229	247	126	122	107	4	7.20	20.9	10.7	1.4	19.8	0.008	290	148
14-BV	oui	45-60	1.72	25.60	375	383	242	247	136	130	113	2	7.15	20.9	8.8	1.2	18.6	0.006	285	140
14-BV	oui	60-75	1.73	24.90	353	392	255	246	146	137	118	0	7.10	20.8	6.9	1.0	17.3	0.004	279	132
14-BV	oui	75-90	1.72	25.10	336	403	261	249	154	137	124	3	6.80	20.9	6.0	0.8	16.5	0.003	266	128
14-BV	oui	90-105	1.75	24.63	329	409	262	253	156	141	121	2	6.82	20.9	6.0	0.8	16.1	0.003	271	127
14-BV	oui	105-120	1.64	22.03	293	394	246	244	150	140	105	1	6.42	19.5	5.7	0.7	14.5	0.002	262	118
14-BV	oui	120-135	1.73	22.67	307	421	271	265	156	153	119	0	6.90	20.9	5.7	0.8	15.1	0.002	287	126
15-BV	oui	0-15	1.60	24.50	327	322	351	217	105	156	195	110	7.60	20.9	7.9	1.1	16.9	0.017	272	166
15-BV	oui	15-30	1.76	24.60	337	334	329	238	96	155	174	109	7.60	20.9	7.4	1.0	17.1	0.007	287	168
15-BV	oui	30-45	1.70	31.00	461	363	177	280	82	85	92	106	7.52	20.9	4.7	0.9	19.7	<0.002	328	169
15-BV	oui	45-60	1.72	29.88	464	406	131	310	96	64	67	139	7.54	20.9	3.2	0.8	18.9	<0.002	330	193
15-BV	oui	60-75	1.65	25.80	421	460	119	339	121	57	62	191	7.60	20.9	2.0	0.6	16.7	<0.002	317	229
15-BV	oui	75-90	1.65	25.80	421	460	119	339	121	57	62	191	7.60	20.9	2.0	0.6	16.7	<0.002	317	229

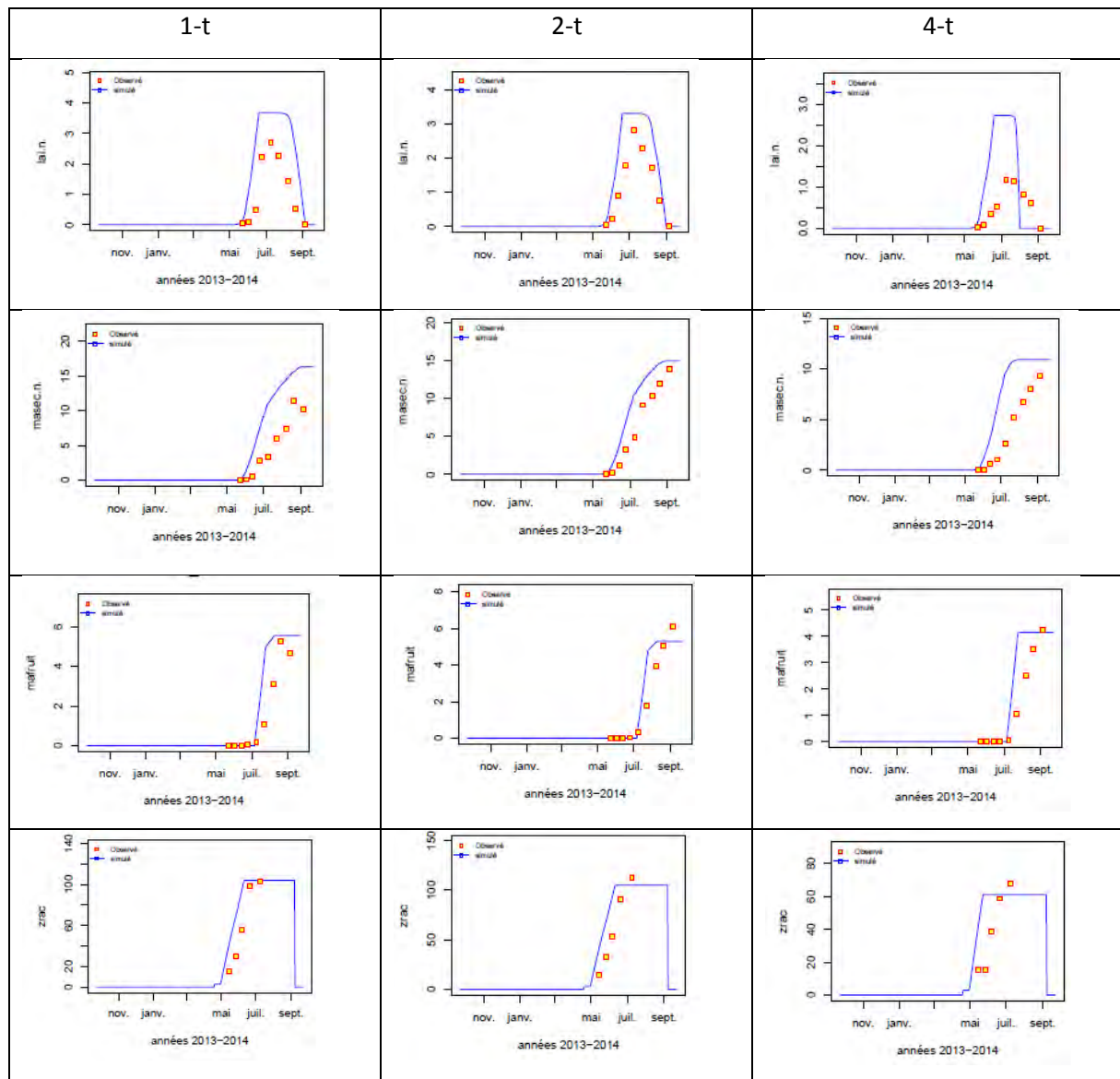
3 Les patterns spatiaux des variables de sortie des modèles de RU et N



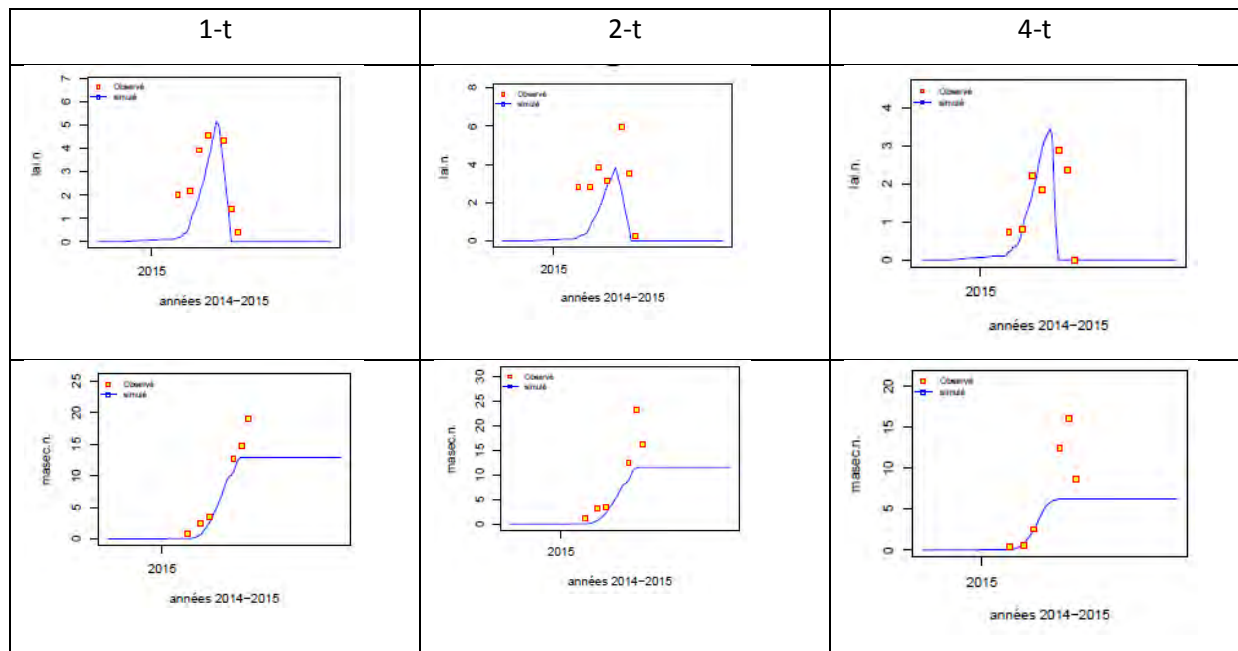
4 Les Simulés-observés des simulations spatialisées

4.1 Scénarios mes+N

4.1.1 Tournesol

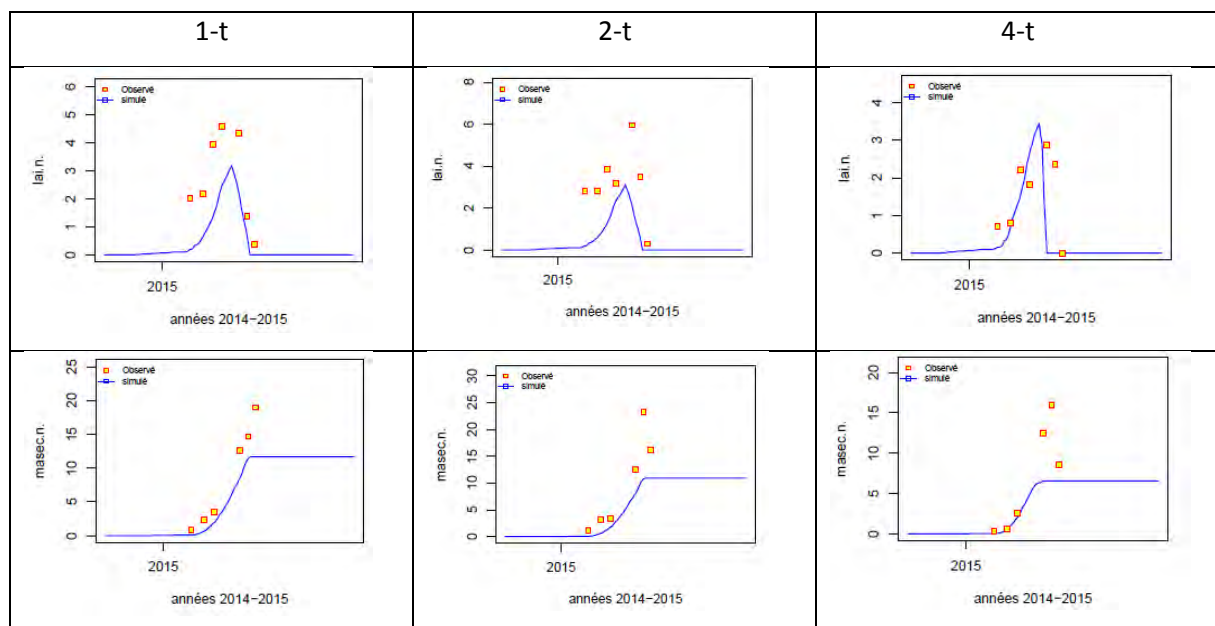


4.1.2 Blé



4.2 Scénarios mod+N

4.2.1 Blé



4.2.2 Tournesol

