



HAL
open science

Modélisation de l'optimisation du pilotage des performances des bovins et de la qualité de leur viande

Alexandre Conanec

► **To cite this version:**

Alexandre Conanec. Modélisation de l'optimisation du pilotage des performances des bovins et de la qualité de leur viande. Optimisation et contrôle [math.OC]. Université de Bordeaux, 2021. Français. NNT : 2021BORD0268 . tel-03499063

HAL Id: tel-03499063

<https://theses.hal.science/tel-03499063v1>

Submitted on 21 Dec 2021

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.



École doctorale
**Mathématiques
et informatique** / université
de **BORDEAUX**



THÈSE PRÉSENTÉE
POUR OBTENIR LE GRADE DE
DOCTEUR
DE L'UNIVERSITÉ DE BORDEAUX

ÉCOLE DOCTORALE MATHÉMATIQUES ET
INFORMATIQUE

MATHÉMATIQUES APPLIQUÉES ET CALCUL SCIENTIFIQUE

Par **Alexandre CONANEC**

Modélisation de l'optimisation du pilotage des performances des
bovins et de la qualité de leur viande

Sous la direction de : **Jérôme SARACCO**
Co-directrice : **Marie-Pierre ELLIES-OURY**

Soutenue le 10 novembre 2021

Membres du jury :

Mme. Catherine LARZUL	Directrice de Recherche	INRAE	Rapporteur
M. Ali GANNOUN	Professeur	Université de Montpellier	Rapporteur
Mme. Anne GEGOUT-PETIT	Professeur	Université de Lorraine	Présidente
Mme. Marie CHAVENT	Maître de Conférence	Université de Bordeaux	Examinatrice
Mme. Sylvie BROUARD	Chef de service	Institut de l'Élevage	Examinatrice
M. Sébastien COUVREUR	Maître de Conférence	École Supérieure d'Agriculture	Examinateur
Mme. Marie-Pierre ELLIES-OURY	Maître de Conférence	Bordeaux Sciences Agro	Co-Directrice
M. Jérôme SARACCO	Professeur	Bordeaux INP	Co-Directeur

Remerciements

Le travail présenté dans ce manuscrit est le fruit de trois ans d’une aventure qui a été particulièrement plaisante à chevaucher. Je tenais donc, avant d’exposer mes recherches, à remercier tous ceux qui ont permis la tenue et le bon déroulement de cette thèse.

Je remercie d’abord les membres du jury qui ont accepté d’évaluer mon travail : Catherine Larzul, Ali Gannoun, Anne Gegout-Petit, Sylvie Brouard, Sébastien Couvreur.

Je remercie sincèrement la région Nouvelle-Aquitaine et Bordeaux Sciences Agro pour avoir financé le projet. L’école d’ingénieur s’est de plus montrée une structure très accueillante au sein de laquelle j’ai eu plaisir à évoluer.

Je suis aussi très reconnaissant auprès des personnes et instituts qui ont partagé avec moi leurs données et contribué ainsi au projet. Je remercie donc INRAE et l’Institut de l’Élevage et plus particulièrement Brigitte Picard, Denys Durand, Julien Soulat, Gonzalo Cantalapiedra-Hijar, Dominique Gruffat, Jean-François Hocquette et Jérôme Normand. Je remercie aussi nos amis suisses de l’Agroscope et notamment Isabelle Morel et Paolo Silacci. Enfin, je remercie le Teagasc et Aidan Moloney pour leur coopération.

J’ai eu la chance d’être particulièrement bien accompagné durant cette thèse, je souhaite donc remercier chaleureusement mes encadrants : Marie-Pierre Ellies, Jérôme Saracco et Marie Chavent. Merci d’avoir supporté mes longs monologues en visio comme à l’Inria et de m’avoir interpellé et orienté de manière pertinente durant des réunions à l’ambiance toujours très détendue. Plus personnellement, merci Marie-Pierre pour ces longues digressions dans lesquelles tu pars si souvent et qui m’ont tant donné le sourire. Je n’oublierai jamais ton implication dans ce projet que tu as porté. Merci Jérôme pour ta bienveillance. Tu as toujours été d’une très grande pédagogie et réussi à susciter constamment chez moi une certaine émulation intellectuelle. Merci Marie pour la bonne humeur que tu transpirais à chaque réunion, et pour ces conversations plus “geek” que je pouvais tenir avec toi.

Je souhaite aussi remercier les personnes ayant participé aux comités de thèse pour me challenger et me permettre de prendre du recul sur mon travail. Merci à Muriel Bonnet, Brigitte Picard, Jean-François Hocquette, Nathalie Vialaney, Isabelle Legrand, Christophe Denoyelle, Philippe Schmidely, Mathieux Pecqueur, Véronique Blanquet et Justine Faure.

Je remercie aussi les membres de l’équipe INRAE Biomarqueurs dont je n’ai pas encore cité le nom et que je n’ai pas eu l’occasion de croiser assez fréquemment de par la distance qui sépare Bordeaux de Clermont. Merci notamment à Dominique Gruffat et Denys Durand pour votre disponibilité pour parler acides gras avec moi.

J’aimerais aussi remercier les collègues de BSA qui m’ont aidé et soutenu durant ces trois ans. Gros merci à Guillaume Durand. Tu as été ma petite voix interne, celle avec qui converser me permettait de remettre de l’ordre dans mes idées. Toujours disponible pour parler sciences et jamais le dernier pour déconner. Partenaire de la team Gagnudo, des

footings du midi et fournisseur officiel de hastags : tu m'as bien fait marrer ! Merci Muriel Denayrolles d'avoir participé à la relecture de ce rapport, pour ton enthousiasme et l'oeil nouveau que tu as apporté. Toujours l'allusion qui fait sourire et fervente admiratrice de mon évolution capillaire, merci mumu. Merci général à tout le bâtiment Médoc pour l'ambiance de travail conviviale. Je n'oublierai jamais tous ces fous rires dans la salle café et les nombreuses parties de tarot. Merci Thomas Cozzy (pour ton panache et tes fameux trois Pacos), Lionel Savignat (mon fidèle acolyte de la pause de 16h), Etienne Fayolle (le génie qui m'a fait découvrir ggplot), Solène (jamais un) Hazard (ma collègue esaienne), Valérie Lamothe (de la team footing), Phillippe Chery (pour tes remarques toujours pleines de finesse ;)), Thomas Pétillon (le fin amateur de breuvages et d'allusions vaseuses), Annie Richard (la seule qui compte vraiment les atouts), Alexandre Lee (et tes jeux de mots toujours si bien sentis), Justine Vande Weghe (compagnonne de la galère doctorale), Thomas Guiraud (le biologiste passionné), Stéphanie Jallabert (championne), Mélanie Lou (la joggeuse à la grande foulée), Ludivine Nardy (celle qui efface les scores de l'appli tarot quand elle est dernière du classement), Benoit Grossiord, Pascale Cavard, Murielle Couderc, Sandrine Papillon, Gilles Rousseau, Hervé Jacob, Michel Le Hénaff, Patrick Sauvan . Merci aussi à Jean-Pierre Da Costa et Lionel Bombrun de m'avoir permis de découvrir l'enseignement. Cela a été un vrai plaisir de travailler avec vous. Clin d'oeil aussi au personnel du conservatoire des races d'Aquitaine : Flora (pour m'avoir prêté son pass pour que je puisse venir au bureau le week-end), (elle est où) Jeanne, Yann (le plus assidu des joggeurs), Mathilde (la hyène ;)) et Soline (aussi de la team Gagnudo!).

Le moi d'il y a 15 ans serait sans aucun doute surpris s'il lisait que j'ai vraiment passé des années exceptionnelles à Bordeaux. Pas un urbain dans l'âme, cette ville est vraiment superbe et c'est sans aucun doute grâce à vous tous qui avez animé mon temps libre. Merci Bishal pour m'avoir fait rencontrer à peu près la moitié des prochaines personnes citées et pour ces souvenirs (ou pas :)) inoubliables, Jeremy (le seul avec qui je peux parler philo), Julie (la catho dans le péché :)), Camille (toujours présent pour la guerre des chaises), Nousk (la petite commère), Audrey (cupidudon), Antoine (le plus motivé jusqu'à 23h), Hermance (et sa passion pour les Henris), Thomas (mon camarade de tranchée pendant la bataille de fromage), Hugo (mon terrible coéquipier de bière-pong ;)), Micka (le colloc toujours occu-pé), Charles (mon geek préféré), Mathou (celle qui aurait pu prendre plus de place dans cette section...).

L'histoire de cette thèse commence aussi il y a 8 ans quand j'ai intégré l'ESA d'Angers où j'ai passé de formidables années qui m'ont permis de rencontrer des gens extraordinaires. C'est durant ce cursus que la cavalerie est née et je voudrais en remercier tous les membres de m'avoir encouragé et soutenu dans ma poursuite académique. Merci Corentin (et ta femme Nikki mi-lard-mi-cochonne) toujours le premier pour faire les 400 coups et jamais le dernier pour aider les copains, Laura (la binôme de compète qui fait la vaisselle comme personne ;)), Hombert (l'amoureux des deer(e)s), le 22 (mon chouchou), Bouvier

(le gars mature), Caro (lingerie dans l'escalier), P-M (le vendeur de phytos qui donne aussi dans le collecteur de menu paille de 3 tonnes 5), Marine (et la pièce rapportée Valentin, l'inconscient qui ose défier un Breton sur son terrain) et Auxence. Petit clin d'oeil aussi à Aymeric et tous ces souvenirs qui resteront en Thaïlande.

Je n'oublie pas dans tout ça mes camarades de lycées, pas en reste quand il s'agit de me témoigner leur soutien. Merci Thomas (le saint homme auprès de qui je me confesse après quelques verres), Benjamin (mon fidèle complice au podium 2000 avec qui j'ai vécu des histoires à 100 km/h), Ma(r)xime (mon pototo bricolo), Mael (apéro!!), Vanessa (ma conseillère juridique), J-B (jamais une conversation ennuyeuse avec toi!).

Enfin, je tenais bien évidemment à remercier ma famille de m'avoir permis d'arriver jusque là. Merci Papa d'avoir été un exemple que j'ai toujours été fier de suivre. Merci Vince d'avoir été mon premier ami et celui qui m'a appris à faire mes premières conneries. J'espère que tu as réussi à transmettre ton talent à Maxence, car tu gagnerais à être imité toi aussi (Euuh ne nan ne nan). Merci pipoy, d'avoir coalisé la fratrie et permit la naissance de Firenze. Merci Papy et Mamie, de m'avoir donné envie de vous rendre fier.

Sigles et abréviations

AB : Agriculture Biologique
ACP : Analyse en Composantes Principales
AES : Average number of Evaluations to a Solution
AG : Acides Gras
AGMI : Acides Gras Monoinsaturés
AGPI : Acides Gras Polyinsaturés
AGS : Acides Gras Saturés
AHP : Analytic Hierarchy Process
ALA : Acide Linoléique
ANSES : Agence Nationale de Sécurité Sanitaire de l'alimentation, de l'environnement et du travail
AOP : Appellation d'Origine Protégée
CAH : Classification Ascendante Hiérarchique
CIE : Commission Internationale de l'Éclairage
CLA : Acide Linoléique Conjugué
COFRAC : COmité FRançais d'ACréditation
ComViBo : Compromis Viande Bovine
CP : Programmation par contrainte
CPU : Central Processing Unit
DHA : Acide DocosaHexaénoïque
DPA : Acide DocosaPentaénoïque
EPA : Acide EicosaPentaénoïque
FIFO : First In First Out
FN : False Negative
FP : False Positive
FPR : False Positive Rate
GMQ : Gain Moyen Quotidien
GMS : Grandes et Moyennes Surfaces
HDL : High Density Lipoprotéine
HI : Hypervolume
IDELE : Institut de l'Élevage
IGP : Indication Géographique protégée
LA : Acide Linoléique
LDL : Low Density Lipoprotéine
LR : Label Rouge
LT : *Longissimus thoracis*
MBF : Mean Best Fitness

MCV : Maladies Cardio-Vasculaires
MOOVaR : Optimisation Multi-Objectifs basée sur la Value-at-Risk
MSE : Mean Square Error
MSA : Meat Standard Australia
MSI : Matière Sèche Ingérée
N : Newton
NSGA : Non-dominated Sorting Genetic Algorithm
PDI : Protéines Digestibles dans l'Intestin
PF : Front de Pareto
PNNS : Programme National Nutrition Santé
QV : Qualité de Viande
RHD : Restauration Hors Domicile
RFI : Residual Feed Intake
RFID : Radio Frequency Identification
RICA : Réseau d'Information Comptable Agricole
ROC : Receiver Operating Characteristic
SIQO : Signe officiel d'Identification de la Qualité et de l'Origine
SR : Success Rate
téc : tonnes équivalent carcasse
TN : True Negative
TP : True Positive
TPR : True Positive Rate
UFV : Unité Fourragère Viande
UVCI : Unités de Vente Consommateur Industrielles
UVCN : Unités de Vente Consommateur Magasins
VaR : Value-at-Risk
VI : Variable importance

Table des matières

Remerciements	ii
Sigles et abréviations	vi
Table des matières	viii
Table des figures	x
Liste des tableaux	xvi
Introduction	1
1 Les enjeux de l'orientation de la production de viande bovine	3
1.1 Les performances des bovins et la qualité de leur viande sont régies par de nombreux facteurs	5
1.1.1 Les indicateurs de performances des bovins et de la qualité de leur viande	5
1.1.2 De l'animal au steak : une multitude de facteurs modulant la qualité et les performances	11
1.2 La stratégie et les outils pour orienter la production	17
1.2.1 Stratégie de commercialisation de la viande bovine	17
1.2.2 Outils pour orienter la production	22
1.2.3 Identifier les liens entre les indicateurs afin de gérer les compromis .	23
1.3 Une nouvelle approche	27
1.3.1 Nécessité d'une nouvelle approche	27
1.3.2 Modélisation mathématique de l'approche	27
Bibliographie	29
2 Optimisation multi-objectifs	46
2.1 Spécificité des problèmes d'optimisation multi-objectifs	47
2.1.1 La scalérisation d'un problème d'optimisation multi-objectifs	48
2.1.2 Définition d'un ordre partiel entre vecteurs de \mathbb{R}^p	51
2.2 Algorithme de recherche	52
2.2.1 La difficulté du problème	53
2.2.2 Une diversité d'algorithmes	55
2.2.3 Les critères pour comparer deux algorithmes de recherche	55
2.2.4 Adaptation au cas multi-objectifs	58

2.3	Les algorithmes évolutionnaires	59
2.3.1	Les opérateurs de variations	60
2.3.2	Les mécanismes de sélection et de gestion de la population	65
2.3.3	Initialisation de la population et critère d’arrêt	69
2.3.4	La gestion des contraintes	70
2.3.5	L’adaptation au cas multi-objectifs	71
2.4	Adaptation de l’algorithme au problème d’intérêt	75
2.4.1	Caractéristiques du problème d’intérêt	76
2.4.2	Les choix d’implémentation de l’algorithme de recherche	76
2.4.3	L’optimisation des paramètres	77
	Bibliographie	83
3	Optimisation “data-driven”	88
3.1	Le modèle de substitution	89
3.1.1	Modèle non paramétrique	90
3.1.2	Modèle paramétrique	92
3.2	La gestion de l’incertitude	94
3.2.1	Le krigeage	96
3.2.2	Que veut notre décideur ?	100
3.2.3	La VaR en optimisation multi-objectifs	101
3.3	Détection d’anomalies	107
3.3.1	Méthode probabiliste	110
3.3.2	Isolation Forest	110
3.3.3	Comparaison des performances des deux méthodes	112
	Bibliographie	117
4	Collecte et pré-traitement des données	120
4.1	Données collectées	121
4.1.1	Expérimentations réutilisées	122
4.1.2	Protocoles de mesure des différentes variables	123
4.1.3	Analyse de la variabilité de la base de données	129
4.2	Pré-traitement des données	131
4.2.1	Regroupement des races	134
4.2.2	Transformation de l’âge	137
4.2.3	Ajustement des données multi-expérimentales	137
	Bibliographie	141

5	Implémentation et exploration de l’approche développée	145
5.1	Package R et application web Shiny	145
5.1.1	MOOVaR, un package R d’optimisation multi-objectifs basée sur la Value-at-Risk	145
5.1.2	ComViBo : une application web pour définir un Compromis Viande Bovine	147
5.2	Illustration concrète de la recherche de compromis en viande bovine	149
5.2.1	La description des modèles de prédiction permet d’identifier les antagonismes entre indicateurs	149
5.2.2	Trois scénarios réalistes de recherche de compromis	155
	Bibliographie	164
	Conclusion & perspectives	167
	Annexes	172
	Annexe 1 : Description des effectifs des animaux par races pour chaque expérimentation	172
	Annexe 2 : Illustration du bon comportement numérique de la méthode d’ajustement	173
	Annexe 3 : Liste des publications et communications durant la thèse	180

Table des figures

1.1	Classement EUROP des carcasses des gros bovins (source : Interbev (2020))	12
1.2	Formes et débouchés de la viande bovine française et importée en 2017 (adaptée de Ramony <i>et al.</i> (2019))	18
1.3	Évolution des tonnages de gros bovins abattus sous SIQO et en BIO (Ramony <i>et al.</i> , 2019)	20
1.4	Schéma différenciant les variables explicatives introduites dans le modèle pour expliquer les indicateurs	26
2.1	Comparaison de la résolution d'un problème multi-objectifs avec la méthode de la somme pondéré sur un espace des objectifs \mathcal{Y} convexe (à gauche) et non convexe (à droite). Trois vecteurs de poids \mathbf{w} (différenciés par 3 couleurs) illustrent la capacité à atteindre différents compromis \mathbf{y}^* . Dans le cas non convexe, aucune droite en pointillé indiquant la pondération entre les deux objectifs ne permet d'atteindre la zone de compromis indiquée en rose.	50
2.2	Comparaison de la méthode des ϵ -constraints et de la métrique pondérée pour résoudre un problème d'optimisation multi-objectifs avec un espace des objectifs \mathcal{Y} non convexe. Dans l'illustration proposée pour la méthode des ϵ -constraints, seuls les vecteurs \mathbf{y} ayant une valeur supérieure à ϵ sur leur deuxième composante sont des solutions du problème : la maximisation de f_1 permet alors de trouver \mathbf{y}^* . Pour la méthode de la métrique pondérée, une solution \mathbf{y}^* différente est atteinte pour les trois normes illustrées : L_1 , L_2 , L_∞ .	51
2.3	L'ensemble de images des solutions non dominées (compromis) sont représentées par la courbe rouge dans l'espace des objectifs \mathcal{Y} : c'est le Front de Pareto (\mathcal{PF}^*).	52
2.4	Différentes situations de difficulté en fonction des propriétés de la fonction objectif dans un contexte de minimisation (Weise <i>et al.</i> , 2009)	54
2.5	Comparaison du MBF de deux algorithmes de recherche A et B en fonction du budget calculatoire accordé, exprimé ici en temps de calcul t .	57
2.6	Comparaison de trois stratégies d'auto-ajustement de la distribution (ellipse blanche) de la perturbation $\Delta\mathbf{x}$ de la mutation d'un algorithme évolutionnaire.	63

2.7	Comparaison des trois types de recombinaison de deux parents $\mathbf{x}^{(P_1)}$ et $\mathbf{x}^{(P_2)}$ pour produire deux enfants $\mathbf{x}^{(C_1)}$ et $\mathbf{x}^{(C_2)}$	64
2.8	Critères de qualité d'une solution utilisés pour la sélection d'un individu dans le NSGA-II. Sur le graphique (a) le processus d'attribution des rangs est décrit par un système de couleur du rang 1 (bleu) au rang 3 (rouge). Sur le graphique (b), la crowding distance est illustrée par le périmètre du rectangle formé entre les deux plus proches voisins d'un individu.	72
2.9	Mesure de l'hypervolume dominée par deux populations (A points en bleu et B points en vert) approchant le front de Pareto (\mathcal{PF}^*), pour un point de référence \mathbf{r}	75
2.10	Évolution de l'hypervolume (HI), critère de qualité d'approximation du front de Pareto, au cours des itérations t de l'algorithme évolutionnaire employé pour résoudre le problème multi-objectifs d'optimisation des paramètres maximisant la qualité d'approximation du front de Pareto du problème d'intérêt simulé, décrit à la section 2.4.3, de manière efficiente	79
2.11	Résultats de l'optimisation des paramètres de l'algorithme évolutionnaire pour résoudre le problème d'intérêt simulé, décrit à la section 2.4.3. Les trois graphiques du haut représentent les critères de qualité (hypervolume HI, le temps de résolution en seconde et le nombre d'évaluations de la fonction objectif \mathbf{f}) projetées deux à deux laissant deviner un compromis nécessaire entre maximisation de l'hypervolume et le coût calculatoire (qu'il soit calculé en temps ou en nombre d'évaluations). Parmi l'ensemble des solutions, 3 ont été retenues pour cette étude. Les paramètres optimaux permettant d'atteindre ces compromis sont visibles grâce au code couleur.	80
2.12	Nombre d'évaluations des fonctions objectifs en fonction du temps de résolution des différents compromis ayant opté pour un type de mutation différent et représenté par le code couleur.	81
2.13	Évolution de l'hypervolume (HI), critère de qualité d'approximation du front de Pareto, au cours des itérations t de l'algorithme évolutionnaire employé pour résoudre le problème d'intérêt simulé, décrit à la section 2.4.3. Chaque couleur est liée à une solution de paramètres donnés parmi les résultats de l'optimisation des paramètres. Les courbes et l'aire entourant celles-ci sont respectivement la moyenne de l'hypervolume et sont encadrées entre deux quantiles à 0.1 et 0.9.	82

3.1	Illustration des types incertitudes interne et externe à la fonction f avec une variable aléatoire simulée à partir d'une loi normale centrée réduite. On observe que les écarts à la vraie valeur (en bleu) sont d'autant plus importants dans le cas de l'incertitude interne (en rouge) que celle externe (en orange).	95
3.2	Illustration du krigeage avec une régression unvariée. En bleu est représentée la fonction simulée ($y = \sin(x)$), qui a été utilisée pour échantillonner les $n = 10$ observations initialement (points) permettant d'estimer $\hat{y}(x)$. Une puis deux observations sont échantillonnées dans les graphiques (b) et (c) permettant ainsi de réduire l'incertitude associée (aire orange représentant un intervalle de confiance à 95% de $f(x)$) dans ces zones et d'affiner l'estimation du modèle. Le code de cette simulation est disponible à https://github.com/alex-conanec/MOOVaR/blob/main/vignettes/kriging_demo.Rmd	99
3.3	Illustration de la problématique de la VaR en optimisation multi-objectifs. Le point noir représente l'espérance d'un input \mathbf{x} prédite par \mathbf{f} et l'auréole l'entourant symbolise la distribution de la réalisation y . La zone hachurée en vert indique que la réalisation de y est simultanément supérieure aux quantiles conditionnels $q_{1-\tau}^{(j)}(\mathbf{x})$, celles en orange lorsqu'un seul des deux objectifs atteints réellement la valeur promise par $q_{1-\tau}^{(j)}(\mathbf{x})$ et enfin celle en rouge indique une zone où la réalisation de y n'atteint aucun des seuils promis par $q_{1-\tau}^{(j)}(\mathbf{x})$	102
3.4	Encadrement de la pénalité $\lambda^{(j)}$ par les bornes en rouge $\Gamma - \tau$ et $1 - \Gamma + \tau$.	104
3.5	Évolution de la moyenne des probabilités associées à chaque quantile, permettant de visualiser celle de la pénalité λ appliquée en fonction de l'objectif de confiance globale $\Phi = 1 - \tau$	107
3.6	Évolution de l'indicateur d'hypervolume (HI) en fonction de l'objectif de confiance globale $\Phi = 1 - \tau$ obtenu après la résolution d'un problème d'optimisation multi-objectifs avec et sans la méthode d'ajustement.	108

3.7	Courbes ROC permettant d'évaluer la qualité de la prédiction des deux méthodes de détection d'anomalies étudiées : l'isolation forest et une méthode d'estimation non paramétrique de la densité. Le couple taux de vrais positifs, "true positive rate" (TPR) et du taux de faux positifs "false positive rate" (FPR) varie en fonction du choix du seuil α . Six simulations faisant varier le nombre d'observations n (30, 100 ou 500) et leurs dimensions d (de 2 à 7) sont représentées. Le code de cette simulation est disponible à https://github.com/alex-conanec/MOOVaR/blob/main/vignettes/novelty_detection_simulation.Rmd	114
3.8	Classification par les modèles de détection d'anomalie, entraînés sur $n = 100$ observation, de $N = 10^4$ observations dont l'appartenance à "normale" ou "anomalie" est connue à l'avance permettant de colorer chaque point en rouge si c'est un vrai négatif (TN), en violet si c'est un vrai positif (TP), en bleu si c'est un faux négatif (FN) et en vert si c'est un faux positif (FP). Le code de cette simulation est disponible à https://github.com/alex-conanec/MOOVaR/blob/main/vignettes/novelty_detection_simulation.Rmd .	115
4.1	Récapitulatif des variables disponibles en ordonnée pour chaque expérimentation en abscisse. Un case de couleur signifie que la variable a été mesurée dans l'expérimentation et la couleur indique le taux d'animaux pour lequel la variable est disponible. Le nombre d'animaux par expérimentation est affiché en haut du graphique et le nombre total d'animaux en haut à droite. Le nombre d'animaux pour lequel chaque mesure est présente est indiqué à la droite du graphique.	124
4.2	Effectif de chaque race dans la base de données	130
4.3	Distribution de l'âge des animaux présents dans la base de données.	130
4.4	Distribution de la durée de finition des animaux présents dans la base de données.	131
4.5	Diversité des rations distribuées aux animaux présents dans la base de données.	132
4.6	Nombre d'échantillons par expérimentation ayant fait l'objet d'une analyse sensorielle ou d'une mesure de force de cisaillement en fonction de la température (deux lignes de graphique) et de la maturation (code couleur).	133
4.7	Dendrogramme issu de la classification ascendante hiérarchique (CAH) des races disponibles dans la base de données.	135

4.8	Analyse en Composantes Principales (ACP) des indicateurs de poids de carcasse, de conformation et de note de gras, dont les corrélations sont représentées sur le cercle à gauche. Le graphique des individus illustre les effets de chaque race sur ces trois indicateurs et un code couleur permet d'identifier les clusters des races.	136
4.9	Poids de carcasse de tous les animaux de la base de données en fonction de leurs âges, différenciés par sexe grâce au code couleur. La droite verticale tracée matérialise le plafond permettant de transformer la variable âge. . .	137
4.10	Illustration de la méthode d'ajustement sur l'indicateur a^* de la couleur. La distribution initiale de la mesure de l'indicateur est représentée par la boîte à moustaches de couleur rouge la distribution ajustée de couleur bleue.	140
5.1	Coefficients β (excepté β_0) des régressions linéaires de chaque indicateur (en abscisse) normalisé par les composantes de la variable de décision (en ordonnée) normalisées. Les valeurs de β sont codées avec un double gradient de couleur permettant de distinguer les variables fortement explicatives d'un indicateur, soit positivement (en bleu), soit négativement (en rouge). Une case noire signifie que la variable ou la modalité n'était pas présente dans le modèle.	152
5.2	Compromis du scénario 1.	157
5.3	Compromis du scénario 2.	160
5.4	Compromis du scénario 3.	162

Liste des tableaux

2.1	Dépendance de la probabilité de reproduction à l'échelle de f	66
2.2	Probabilités de reproduction basées sur les rangs, avec $s = 2$ et $s = 1.5$, comparées à celle basées sur les valeurs des fonctions objectifs décrites à l'équation (2.32)	67
2.3	Grille de recherche des hyper-paramètres	78
3.1	Résultats issus des simulations comparant la résolution d'un problème d'optimisation multi-objectifs avec une gestion de l'incertitude par la VaR avec et sans la méthode d'ajustement nécessaire en multi-objectifs pour atteindre un niveau de confiance globale $\Phi = 1 - \tau$. L'indicateur d'hyper-volume (HI) ainsi que la moyenne $\bar{y}^{(j)}$ des solutions appartenant au front de Pareto pour l'objectif j permettent d'apprécier la performance promise. L'ordre $\tau + \lambda^{(j)}$ associé à chaque quantile $q_{\tau+\lambda^{(j)}}^{(j)}$ est également indiqué afin de voir l'ajustement réalisé par la méthode. Le code de cette simulation est disponible à https://github.com/alex-conanec/MOOVaR/blob/main/vignettes/simulation_tau_globale_these.Rmd	106
4.1	Liste des expérimentations introduites dans la base de données ainsi que l'institut qui a fourni les données et les références (lorsque disponible) pointant vers les protocoles détaillés.	123
4.2	Références INRA (Noziere <i>et al.</i> , 2018) des aliments utilisés pour estimer les valeurs nutritionnelles en PDI et UFV des expérimentations du Teagasc.	126
5.1	Coefficient de détermination (R^2) estimé pour la régression linéaire de chaque indicateur par les composantes de la variable de décision. 70% des n observations ont été utilisées pour entraîner les modèles et 30% pour estimer le R^2 de façon à éviter de sur-estimer la qualité des modèles.	150
5.2	Effectif de chaque race et de chaque type d'animal pour chaque expérimentation. L'âge et la durée moyenne de ces sous-groupes est également fournie.	172

Introduction

Imaginons un produit pour lequel il est facile de connaître le prix et d'en estimer la qualité. Supposons que ce produit possède une large gamme de variantes ayant des prix et des qualités différentes. Un choix rationnel se portera alors sur le produit le moins cher et ayant la meilleure qualité : on dira que l'on souhaite maximiser la qualité du produit en minimisant son prix. Il est courant que le prix et la qualité soient deux variables positivement corrélées : généralement, lorsque la qualité augmente le prix est plus élevé. Dans cette situation, il est nécessaire de réaliser un compromis, c'est-à-dire choisir entre un produit bon marché, mais de qualité moindre, un produit de qualité supérieur, mais relativement coûteux et un ensemble panaché de solutions intermédiaires. Ce rôle est attribué au "décideur" (ici un consommateur) qui arbitre en exprimant ses préférences pour déterminer le compromis qu'il est susceptible d'accepter.

Néanmoins, il n'est pas évident que la corrélation entre le prix et la qualité soit parfaite. Il est en effet possible que sur le marché, soient disponibles des produits ayant un prix élevé et une qualité pourtant moyenne. Il est donc nécessaire dans un premier temps, avant que le décideur n'arbitre le compromis, d'établir une liste de l'ensemble des produits optimaux ayant un couple (prix, qualité) qui ne soit dépassé par aucun autre produit. Cela signifie que pour un produit A appartenant à cet ensemble de produits optimaux, il n'existe pas d'autre produit de même prix ayant une qualité supérieure, ou réciproquement, il n'existe pas d'autre produit de qualité similaire moins cher.

Supposons dans un second temps que le profil du produit optimal ait été établi et que le décideur souhaite le commander un grand nombre fois. Il serait alors intéressant pour le producteur, de connaître la "recette" permettant de recréer ce produit qui satisfait le décideur. Admettons que le producteur connaisse une diversité de leviers paramétrables qui ont une action potentielle sur le prix et/ou la qualité du produit. Le producteur pense connaître l'impact des leviers pris séparément sur les critères d'intérêt (prix et qualité), mais il est admis qu'il n'existe pas d'expression analytique permettant de modéliser le lien entre l'ensemble des leviers et les critères d'intérêts, c'est-à-dire quantifier la qualité et le prix d'un produit ayant été fabriqué dans les conditions fixées par une combinaison de leviers donnés. De plus, le producteur admet que les leviers retenus ne suffisent pas pour contrôler 100% des variations des critères d'intérêt. Il apporte deux éléments d'explication non exclusifs :

- un/des levier(s) est/sont hors de portée(s) (coût, faisabilité technique) du pilotage de ces critères,
- des sources de variations (pilotables ou pas) ne sont pas identifiées.

En conséquence, le producteur ne peut garantir avec certitude au décideur que le produit satisfera ses attentes. L'intégration de cette incertitude dans la recherche de l'optimum occupera une partie importante de cette thèse.

40 C'est l'utilisation de cette procédure de recherche de compromis pour modéliser l'optimisation du pilotage des performances des bovins et la qualité de leur viande qui sera détaillée dans cette thèse. Par analogie, le produit est ici la viande. Les critères d'intérêts sont au nombre de 4 : la qualité sensorielle et nutritionnelle de la viande, les indices de qualité de la viande et les performances zootechniques des animaux. On retrouve ici un
45 compromis, qui devra être arbitrée de façon à obtenir une viande qui soit savoureuse, saine ou économiquement rentable à produire et à transformer. Les leviers candidats permettant de piloter ces critères d'intérêt sont nombreux, on citera par exemple la race des animaux, la conduite de leur alimentation et les choix de transformation et conservation de la viande comme sa durée de maturation. Notre approche d'optimisation et de gestion
50 des compromis appliquée à la viande bovine est autant originale qu'intéressante pour la filière. À terme, elle pourrait être utilisée pour accompagner les acteurs de la filière dans la création de nouvelles démarcations pour améliorer la segmentation de l'offre de viande bovine et participer à la démarche de montée en gamme voulue par la filière.

Les travaux de cette thèse seront exposés en cinq chapitres. Une introduction des
55 éléments qui justifient le développement de notre approche, en abordant notamment le plan stratégique de la filière de montée en gamme, sera détaillée dans le premier chapitre. Dans un second chapitre, la méthodologie d'optimisation multi-objectifs qui a été mobilisée pour rechercher les compromis sera expliquée. Le chapitre suivant exposera le travail de modélisation des fonctions objectifs et des contraintes d'une optimisation dite "data-
60 driven". Les données collectées dans le cadre du projet et essentielles pour l'estimation des modèles de prédiction seront ensuite décrites. Enfin, l'outil d'aide à la décision pour accompagner les décideurs dans la conception de nouvelles démarcations de viande bovine sera illustré par trois scénarios réalistes de recherche de compromis.

Chapitre 1

65 Les enjeux de l'orientation de la produc- tion de viande bovine

La viande est un aliment riche en nutriment présent dans le régime omnivore des humains depuis le paléolithique et qui a participé à l'évolution de l'homme et son développement (Mann, 2007). L'objectif de souveraineté et d'autosuffisance alimentaire fixé
70 après guerre en occident a particulièrement accentué sa consommation (van Otterloo, 2013). En 2020, ce sont plus de 365 millions de tonnes (toutes viandes confondues : veau-boeuf, porc, volaille et mouton) qui ont été consommées dans le monde (OCDE, 2021) bien que l'on relève un déséquilibre entre la consommation des pays "industrialisés" et les pays "en développement" (Bruinsma, 2017).

75 La consommation de viande est profondément ancrée dans notre société occidentale. On retrouve ce produit dans la majorité des plats de la gastronomie française et il existe de nombreuses traditions autour de ces spécialités culinaires à base de viande. Dans l'imaginaire collectif français, l'élevage est au coeur de l'agriculture avec le modèle de la ferme familiale de polyculture élevage et ses prairies qui font partie intégrante de nos paysages.
80 Les travaux de Hervieu (2002) montrent néanmoins que cette image idyllique a tendance à s'estomper et une partie croissante de la société s'associe aux critiques formulées à l'encontre de l'élevage rapportées par Delanoue *et al.* (2018). Ces critiques portent principalement sur l'intensification (voir l'industrialisation) de l'élevage qui a été encouragée pour rendre accessible la viande aux consommateurs les plus modestes (Kanerva, 2013).

85 La qualité de la viande tant sur le plan gustatif que nutritionnel est remise en cause. L'impact environnemental des animaux est souvent souligné, notamment pour leur contribution importante aux émissions de gaz à effet de serre. Enfin, la maltraitance des animaux à l'abattage ou l'absence de conditions de bien-être suffisantes en élevage ternissent l'image de l'élevage. Pour ces raisons nutritionnelles, environnementales et éthiques, nom-
90 breux sont les consommateurs qui réduisent leur consommation avec l'adoption de régimes "flexitariens" (de Bakker et Dagevos, 2012; Mylan, 2018). En France, cela participe à une diminution de la consommation de viande bovine par habitant de 3,8 kg équivalents carcasse (kgéc) en 25 ans pour s'établir à 23 kgéc par an et par habitant en 2019

(FranceAgriMer, 2020).

95 La viande bovine a pourtant des atouts à faire valoir. La majeure partie des bovins
allaitants sont produits dans des conditions extensives (Aurand et Vindel, 2007) qui per-
mettent de valoriser des surfaces peu propices aux cultures et de créer de l'activité dans
des zones souvent peu dynamiques. Les propriétés gustatives de la viande bovine en font
un produit encore très apprécié des consommateurs, même si ces derniers relèvent parfois
100 une inconstance dans la qualité proposée (Grunert *et al.*, 2004). Par ailleurs, la viande
bovine est décriée pour son impact négatif sur la santé, notamment depuis qu'un lien ait
été établi entre sa surconsommation et les risques de cancer colorectal (Bouvard *et al.*,
2015). Sur le plan nutritionnel, la viande bovine est pourtant une excellente source de pro-
téine, de fer et de vitamines dont la biodisponibilité est forte (Pereira et Vicente, 2013).
105 Le prix élevé de la viande bovine, comparativement aux autres viandes, est aussi un frein
important à la consommation (Palmer, 2011). Néanmoins, les marges de manoeuvre sont
ténues. Le revenu des exploitations spécialisées en viande bovine est nettement inférieur
aux revenus des autres exploitations agricoles : sur la période 2008-2013 il était deux fois
moins élevé selon le RICA (Chotteau, 2014), et la part des primes dans ce revenu est im-
110 portante (Chatellier *et al.*, 2021). De leur côté, les abattoirs se restructurent pour rester
compétitifs sur un marché européen ultra-concurrentiel (Bourgeois, 2012) et exigent des
standards d'animaux nouveaux pour optimiser leurs coûts et produire la viande qui se
valorise le mieux.

115 Il était donc important dans ce premier chapitre de commencer par définir les princi-
paux indicateurs de performance des bovins et de qualité de leur viande qui permettent de
comparer les produits et les animaux entre eux. L'état des lieux des principales sources de
variations de ces indicateurs permet ensuite de montrer qu'il existe des antagonismes entre
ces indicateurs et justifie ainsi le développement de la méthode de gestion des compromis
120 dont il sera question dans cette thèse.

La filière viande bovine est évidemment sensible aux enjeux importants qui ont été
évoqués. Pour mieux appréhender le cadre dans lequel la méthode de gestion des com-
promis peut se révéler utile, une brève description du marché de la viande bovine sera
donnée. Ce premier aperçu permettra ensuite d'expliquer la stratégie actuelle de la filière
125 pour répondre aux difficultés auxquelles elle fait face et les outils qui sont mobilisés à cet
effet.

La dernière partie de ce chapitre sera enfin consacrée à justifier la nécessité de dévelop-
per l'approche de gestion des compromis afin d'accompagner la filière dans sa démarche
de montée en gamme de ses produits.

130 1.1 Les performances des bovins et la qualité de leur viande sont régies par de nombreux facteurs

Maximiser les performances des bovins et la qualité de leur viande est nécessaire pour pérenniser la filière. Pour expliciter ces deux notions, il paraît donc primordial de commencer par objectiver la qualité et les performances de production au travers d'indicateurs. 135 La qualité est, selon la définition de la norme ISO 9000, "l'aptitude d'un ensemble de caractéristiques intrinsèques d'un objet (produit, service,...) à satisfaire des exigences". À l'échelle de l'animal, les performances de production sont liées aux divers objectifs fixés en amont du produit, qui affectent la rémunération de l'éleveur et l'empreinte écologique de l'élevage par exemple.

140 Du choix des races, à la conduite de l'alimentation, les systèmes d'élevage des bovins en France, et encore plus dans le monde, sont nombreux. Les modalités d'abattage, de transformation des carcasses et de conditionnement de la viande sont elles aussi diverses. Cette diversité constitue autant de facteurs de variations des indicateurs de qualité et de performance.

145 1.1.1 Les indicateurs de performances des bovins et de la qualité de leur viande

Les indicateurs de qualité et performance de production qui seront étudiés dans cette thèse sont divisés en quatre. Les premiers indicateurs concerneront la qualité sensorielle de la viande bovine qui est l'une des attentes principales des consommateurs, d'autant que 150 l'attachement de ces derniers à la viande bovine est très lié au plaisir de sa consommation. La viande étant parfois décriée pour son impact négatif sur la santé, les indicateurs de qualité nutritionnelle seront ensuite abordés. Ces deux catégories d'indicateurs étant absentes au moment de l'acte d'achat, les indices dont se servent les consommateurs pour estimer la qualité de la viande bovine seront revus. Enfin, les indicateurs de performance 155 à l'échelle de l'animal seront détaillés.

Il est à noter que ces quatre catégories d'indicateurs ne prennent pas en compte certains aspects importants de la production de viande bovine. La qualité sanitaire de la viande ne fait par exemple pas l'objet de cette étude. La praticité de la préparation du produit qui oriente l'achat du consommateur (Henchion *et al.*, 2017) ne sera pas non plus prise en 160 compte. De même, le respect du bien-être animal, qui est désormais une revendication forte de la part des consommateurs, ne sera pas abordé dans notre étude, entre autres parce que les indicateurs de bien être sont souvent analysés au niveau du troupeau (Botreau

et al., 2013).

Indicateurs de la qualité sensorielle

165 La qualité sensorielle de la viande est traditionnellement étudiée au travers d'un try-
pique de descripteurs : tendreté, flaveur et jutosité (Santos *et al.*, 2021), évalué par un
panel de jurés entraînés à évaluer ces attributs. La tendreté se définit comme "la facilité
avec laquelle une viande se laisse trancher et mastiquer" (Touraille, 1994). La flaveur cor-
respond "aux sensations des consommateurs lors de la libération des arômes de la viande
170 pendant la dégustation" (Cassignol, 2018). La jutosité enfin, est définie par "le caractère
plus ou moins sec de la viande lors de la dégustation" (Cassignol, 2018). La tendreté et la
jutosité peuvent être décomposées en deux notes (Rødbotten *et al.*, 2004) : l'une initiale
après quelques coups de dents et l'autre globale. Pour la jutosité globale, on retiendra
donc aussi la capacité de la viande à stimuler la production de salive. L'importance rela-
175 tive de chacun de ces descripteurs dans l'appréciation de la qualité sensorielle de la viande
peut être établie en étudiant les corrélations avec la mesure hédonique de l'appréciation
globale de la viande, obtenue par un jury de consommateurs. Il en ressort dans plusieurs
études (Costa *et al.*, 2017) que c'est l'indicateur de tendreté qui est le plus corrélé avec
l'appréciation globale. Cependant, aux États-Unis il a été observé que l'appréciation glo-
180 bale avait une corrélation plus forte avec la flaveur qu'avec la tendreté (O'Quinn *et al.*,
2012). La flaveur serait le premier facteur expliquant la variabilité de l'appréciation globale
(Liu *et al.*, 2020), mais uniquement lorsque le niveau de tendreté est jugé acceptable par
le consommateur (Miller, 2020). Une viande dure semble en effet un critère rédhitoire
dans la notation de l'indicateur hédonique (Polkinghorne et Thompson, 2010). Santos
185 *et al.* (2021) expliquent aussi que les préférences des consommateurs sont dépendantes
de la culture alimentaire de la région étudiée. Ainsi, les Américains appréciant peu les
viandes ayant une flaveur intense et étant plus sensibles à la présence de flaveur anormale
seront plus sévères que les Européens sur la note de l'appréciation globale sur la base du
descripteur de flaveur. Pour étudier la flaveur, une multitude d'indicateurs a été utilisée
190 dans les différentes expérimentations. On retrouve généralement l'intensité de flaveur et
la flaveur anormale, mais cette dernière peut être déclinée avec d'autres descripteurs tels
que la flaveur acide, rance, métallique, grasse, aigre (Maughan *et al.*, 2012), poisson, sang
(Conanec *et al.*, 2019). La jutosité semble contribuer plus faiblement à l'appréciation glo-
bale de la viande (Liu *et al.*, 2020) même s'il a été montré que ce descripteur est fortement
195 corrélé avec la tendreté (Miller, 2020).

L'un des handicaps majeurs de ces indicateurs est qu'ils sont dépendants du panel.
La docimologie c'est-à-dire l'attribution de notes dans le cadre d'une dégustation (comme

dans l'évaluation des copies d'élèves) montre que l'évaluateur est soumis à de nombreux biais (Leclercq *et al.*, 2004). Il a notamment été démontré que l'évaluateur force la distribution de ces notes afin d'obtenir une distribution gaussienne, ce qui limite le pouvoir de comparaison entre les études. Une mesure mécanique de la tendreté comme celle de Warner Bratzler (Lepetit et Culioli, 1994) permet à l'inverse d'objectiver l'indicateur. Une étude montre ainsi qu'en dessous d'une force de cisaillement de 4,1 kg/cm² sur viande cuite, 98% des consommateurs américains étaient satisfaits par le niveau de tendreté (Huffman *et al.*, 1996). Cependant, la corrélation entre la mesure mécanique de Warner Bratzler et la tendreté évaluée par un panel de dégustateur est en moyenne de -0,6, mais varie de -0,26 à -0,95 (Guillemain, 2010) indiquant que cet indicateur n'est pas nécessairement suffisant pour capter l'ensemble de la variabilité de la tendreté d'un morceau de viande. On remarque notamment des différences de corrélation en fonction du muscle étudié (Wheeler *et al.*, 1997).

Indicateurs de la qualité nutritionnelle

La progression continue de l'espérance de vie s'est accompagnée d'une attention plus importante que les consommateurs portent à leur mode de vie et à leur régime alimentaire (Szakály *et al.*, 2012). Les consommateurs ont maintenant une perception plus "fonctionnelle" de l'aliment et y associent par conséquent soit un risque soit un bénéfice pour un organe ou une partie du corps (Vicentini *et al.*, 2016). Cette classification très binaire (Oakes et Slotterback, 2005) joue au détriment de la viande dont les contributions nutritionnelles journalières non négligeables sont effacées par l'image d'un produit riche en acides gras saturés susceptibles de favoriser le développement de maladies cardiovasculaires (MCV) (Abete *et al.*, 2014; Wolk, 2017) ou d'augmenter le risque de cancers colorectal (Bouvard *et al.*, 2015).

La qualité nutritionnelle de la viande peut pourtant être définie en termes d'apports quotidiens pour subvenir aux besoins journaliers des consommateurs (Pereira et Vicente, 2013). La viande est une excellente source en protéines à hautes valeurs nutritionnelles (FAO, 1991), car fortement digestibles et ayant une composition en acides aminés essentiels proche des besoins de l'homme (Williams, 2007). La viande est aussi l'une des meilleures sources de fer (Czerwonka et Tokarz, 2017), dont la forme héminique en facilite l'absorption au niveau de l'intestin et offre une biodisponibilité importante de l'élément (Turhan *et al.*, 2004). D'autres minéraux importants pour le métabolisme du corps humain sont disponibles dans la viande : le zinc, le sélénium ou encore le phosphore. Les produits carnés sont enfin une source de vitamines B et notamment de vitamine B12 que l'on ne trouve pratiquement que dans la viande (Cosgrove *et al.*, 2005) et dont l'importance

biologique est grande (Green et Miller, 2005).

L'approche épidémiologique pour évaluer la contribution santé de la viande est moins
235 flatteuse (Williams, 2000). La viande a en effet une composition lipidique riche en acides
gras saturés et déséquilibrés en termes de rapport oméga 6 sur oméga 3 (Wood *et al.*,
2008), favorisant ainsi l'athérosclérose par le biais d'une augmentation de la concentration
sanguine en cholestérol LDL (Simopoulos, 2008), dit "mauvais cholestérol". D'autre part,
le fer sous sa forme hémique et l'oxydation des acides gras polyinsaturés (AGPI) accroît
240 le potentiel oxydatif de la viande et ainsi le risque de développer un cancer colorectal
(Bouvard *et al.*, 2015).

Parmi les indicateurs de qualité nutritionnelle très surveillés dans la viande, on re-
trouve donc le profil en acide gras des lipides contenus dans les tissus musculaires (1-4%
des lipides totaux) et dans les tissus adipeux (60-90% des lipides totaux) (Wood et En-
245 ser, 2017). L'un des premiers indicateurs est le rapport entre les acides gras insaturés
(Mono-Insaturés (AGMI) et AGPI) et les acides gras saturés (AGS). Enser *et al.* (1996)
conseillent un rapport supérieur à 0,4. Cependant, parmi ces AGS, l'acide palmitique
C16:0 est reconnu comme ayant un impact plus conséquent sur l'augmentation en cholestérol
LDL alors que le rôle de l'acide stéarique C18:0 est plus neutre (Calder, 2015). C'est
250 pourquoi, il est également recommandé d'étudier le rapport entre le C16:0 (majoritaire
parmi les AGS) et le C18:0. Les lipides ingérés par le bovin (et autres ruminants) ne sont
pas absorbés sous leur forme initiale au niveau duodénal, car ils subissent de nombreuses
modifications bactériennes dans le rumen (Wood *et al.*, 2008), on parle de biohydrogéné-
tion. L'une d'entre elles est l'isomérisation des doubles liaisons, c'est-à-dire le changement
255 de la configuration spatiale de la molécule, en configuration *trans*, la majorité des acides
gras étant naturellement présents dans les aliments en configuration *cis*. Or, il a été dé-
montré que les acides gras *trans* favorisaient eux aussi l'augmentation de la teneur en
cholestérol LDL sanguine, et la diminution parallèle en cholestérol HDL (dont le rôle est
antagoniste à celui du cholestérol LDL : le "bon cholestérol"). Une quantité importante
260 d'acides gras *trans*, favoriserait donc aussi l'apparition de MCV (Mozaffarian *et al.*, 2009;
Williams, 2000). La revue de Field *et al.* (2009), nuance quelque peu ces résultats en rap-
portant qu'aucun lien direct n'a pu être démontré entre l'acide vaccénique (C18:1 *trans*
11) et les marqueurs à risque des MCV.

Au sein des AGPI, deux familles d'acides gras se distinguent par leurs précurseurs de
265 synthèse : les oméga 6 qui ont pour précurseurs l'acide linoléique (LA, C18:2 n-6) et les
oméga 3 qui ont pour précurseur l'acide linoléique (ALA, C18:3 n-3). Les préconisations
de l'ANSES dans le PNNS de 2016 indiquent qu'un rapport LA/ALA de 5 serait source
de nombreux bénéfices pour la santé humaine (Horrocks et Yeo, 1999; Salem et Pawlosky,

1994; Simopoulos, 2002). Parmi les AGPI apportant un bénéfice santé on peut citer les acides gras longs comme l'acide eicosapentaénoïque (EPA) et l'acide docosahexaénoïque (DHA), mais ces derniers sont très peu présents dans la viande. À l'inverse les acides linoléiques conjugués (CLA) issus d'un processus de biohydrogénation ruminale comme le C18:2 *cis*-9, *trans*-11 sont retrouvés majoritairement dans les produits animaux et ont des propriétés bénéfiques pour la santé, notamment anti-cancérigène (Williams, 2000).

Le dosage du malondialdéhyde (MDA) est pour sa part un l'indicateur usuel pour surveiller le pouvoir oxydatif de la viande (Gobert *et al.*, 2010), puisque c'est un produit secondaire relativement stable de la dégradation oxydative des AGPI.

Indices de qualité ou indicateurs intermédiaires

Lors de l'acte d'achat, les consommateurs disposent d'indices intrinsèques et extrinsèques pour évaluer la qualité du produit. Les indices extrinsèques regroupent le prix, l'emballage, les informations sur l'étiquette, l'éventuelle marque ou label. Ces indices sont les premiers cités pour justifier l'acte d'achat d'après la revue de Henschion *et al.* (2014), avant les indices intrinsèques. Les plus importants rapportés dans cette étude sont le gras visible, extramusculaire (marbré) et intramusculaire (persillé), la couleur de la viande et son apparence. Il est à noter que les consommateurs les plus avertis donnent davantage de crédit à la couleur de la viande pour évaluer la qualité quand les plus novices qui se reportent plutôt sur les indices extrinsèques (Banović *et al.*, 2009) et l'apparence (Borgogno *et al.*, 2015). On peut aussi se référer à ces indices de qualité comme des indicateurs intermédiaires, car les consommateurs s'en servent finalement pour "prédire" d'autres niveaux de la qualité sur lesquels ils ont de réelles attentes, la qualité gustative notamment.

Parmi les indicateurs pouvant être modulés durant la production de la viande, la couleur est donc un des indicateurs les plus importants. Les consommateurs associent une viande bien rouge à une viande plus fraîche comparée à une couleur plus brune (Carpenter *et al.*, 2001). Dans cette étude, il a toutefois été souligné qu'il n'y a pas de lien entre la préférence pour la couleur et la note hédonique d'appréciation de la viande à la dégustation. Pour évaluer la couleur de la viande, outre une notation visuelle, le système de mesure CIE fournit 3 indicateurs objectifs L^* , a^* , b^* . Un indice a^* élevé indique un rouge plus intense à laquelle sont sensibles les consommateurs. Un indice L^* élevé caractérise une viande plutôt pâle. Les variations du b^* qui mesure le jaune semblent peu perceptibles par le consommateur (O'sullivan *et al.*, 2003). Il est aussi à noter que la perception de la couleur est liée à la culture locale puisque les consommateurs de certains pays préfèrent des viandes plus pâles que ceux d'autres pays (Santos *et al.*, 2021).

Bien qu'il ait été établi qu'il existe un lien entre le gras et la qualité sensorielle de

la viande (tendreté, flaveur, jutosité), de nombreux consommateurs préfèrent acheter des
305 viandes maigres pour des raisons diététiques (Egan *et al.*, 2001). Il a cependant été observé
qu'en France et au Royaume-Uni, certains consommateurs ont clairement identifié le lien
entre gras et flaveur et optent ainsi pour des viandes plus persillées (Corcoran *et al.*, 2001).

Indicateurs de performance de production

Pour offrir aux consommateurs une viande à un prix compétitif tout en assurant une
310 rémunération suffisante à l'ensemble des acteurs de la filière, certains indicateurs de perfor-
mance doivent être maîtrisés tout au long de la chaîne de production. Au premier étage de
la production, les éleveurs ont intérêt à minimiser leurs coûts dépendants principalement
de l'alimentation de l'animal (Nielsen *et al.*, 2013). Le coût alimentaire étant fluctuant
d'une année sur l'autre pour des raisons météorologiques et de fluctuation du prix des
315 matières premières, d'autres indicateurs peuvent être utilisés pour mesurer l'efficacité ali-
mentaire des animaux. L'indice de consommation c'est-à-dire la quantité d'alimentation
nécessaire pour produire un kilo de viande bovine est l'inverse de l'efficacité alimentaire.
Il est à noter que cet indicateur est délicat à calculer, car autant la quantité d'aliments
ingérée peut être mesurée de manière précise à un niveau expérimental, autant la quantité
320 de viande produite dépendant du type de découpe et de la valorisation de certaines parties
de l'animal (abats notamment). En élevage, cet indicateur est donc exprimé en quantité
d'aliments ingérés (en matière sèche) sur une période donnée, divisé par le gain de poids
vif sur cette même période. Schenkel *et al.* (2004) remarquent cependant qu'étudier cet
indicateur peut conduire à sélectionner des animaux ayant des gains moyens quotidiens
325 (GMQ) importants. Une alternative à cet indicateur pour sélectionner les animaux les
plus performants (Lawrence *et al.*, 2011) consiste se baser sur le "résidual feed intake"
(RFI). Cet indicateur est calculé par la différence entre la consommation d'un animal et
la prédiction de cette consommation, estimée avec la régression linéaire du niveau d'inges-
tion journalier de matière sèche par le GMQ sur les données d'un groupe d'animaux (Koch
330 *et al.*, 1963). Un indicateur RFI négatif associé à un animal signifie ainsi qu'il est plus
efficace que les animaux du même groupe pour transformer la matière sèche en masse.

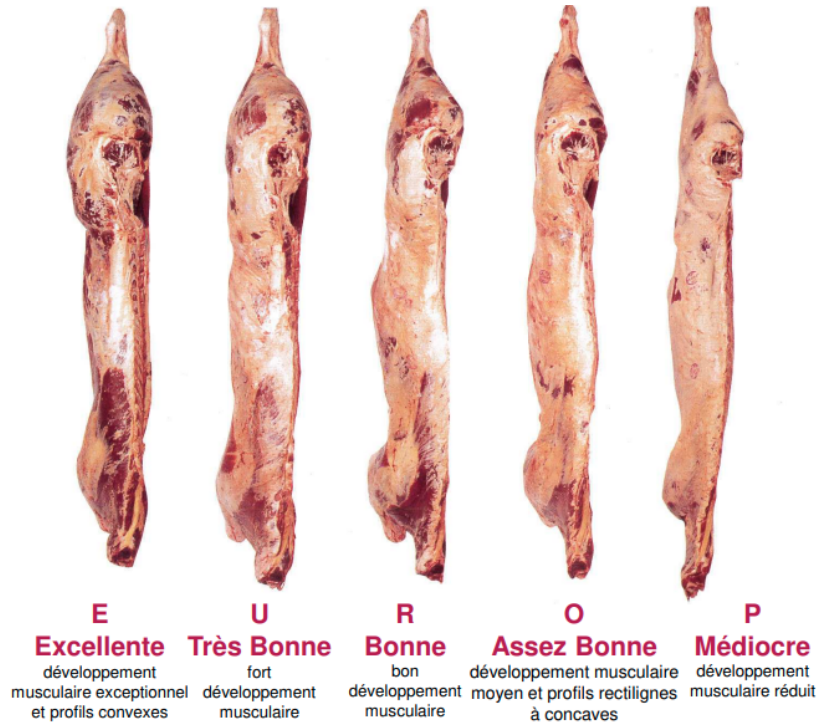
Le poids de la carcasse est utilisé par l'abatteur pour rémunérer l'éleveur selon la ca-
tégorie de l'animal (vache de réforme, génisse, jeune bovin, etc.) et son classement. Le
classement des carcasses (Figure 1.1), commun dans l'union européenne, évalue la confor-
335 mation des carcasses selon la grille EUROP (E pour un animal très conformé, P pour un
animal très peu conformé) et l'état d'engraissement de l'animal par une note variant de
1 (très maigre) à 5 (trop gras). Il a été montré (voir la revue de Monteils *et al.* (2017)
et Ramony *et al.* (2019)) que ce système de classification des carcasses encourage les éle-

340 veurs à produire des animaux lourds de par la rémunération de l'animal proportionnelle
à son poids de carcasse malgré l'absence de liens avec la valorisation de la viande vers le
consommateur (Bonny *et al.*, 2016; Guzek *et al.*, 2016). À l'international, il existe cepen-
dant des grilles de paiement plus complexes (Polkinghorne et Thompson, 2010), intégrant
par exemple des indicateurs de rendement (Japon, Corée du Sud, Etats-Unis, Canada)
comme le poids de gras pelvien, périrénal, du coeur et la taille de la noix du faux-filet qui
345 est un morceau à très haute valeur ajoutée dans la carcasse.

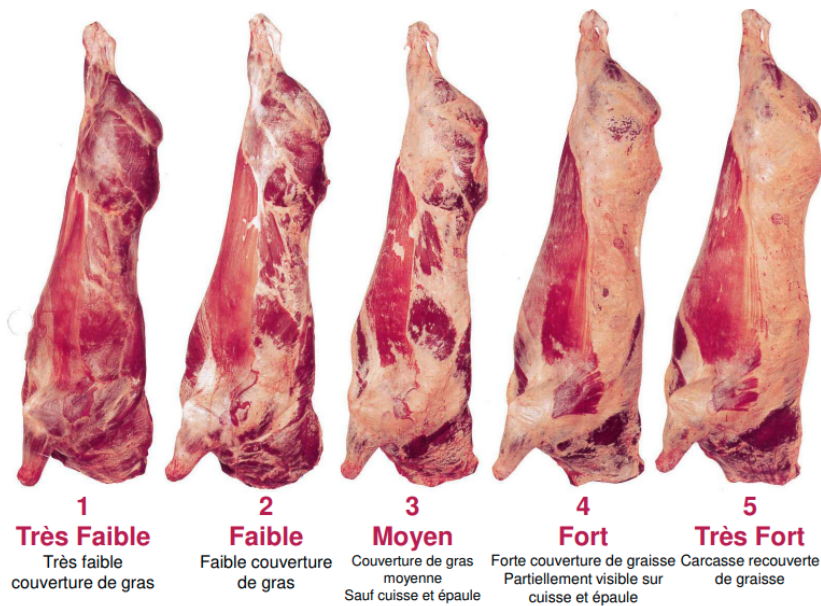
D'autres indicateurs de performance ont récemment été mis en place pour répondre
aux controverses sociétales autour de l'élevage. Parmi celles-ci, une critique insistante est
la consommation excessive de ressources consommées pour produire un kilo de viande.
Le taux de conversion des ressources en calories (Bender, 1992) ou en protéine animale
350 (Delaby *et al.*, 2014) est particulièrement faible chez les ruminants de par les nombreuses
pertes digestives. Cependant, il est nécessaire de rappeler que ces animaux valorisent aussi
des aliments non comestibles par l'homme (fourrages, co-produits) qu'il faut donc retirer
du bilan lors des calculs. L'indicateur d'efficience protéique brute par exemple est calculé
par le rapport entre la quantité produite et ingérée par l'animal de protéines consommables
355 par l'homme (Laisse *et al.*, 2019). Les systèmes à l'herbe sont ainsi favorisés par ces
indicateurs. D'autres indicateurs évaluant la concurrence entre la production animale et
la production alimentaire humaine basés sur la consommation d'unité de surface (land
use ratio, van Zanten *et al.* (2016)) existent aussi. Néanmoins, tous ces indicateurs sont
calculés à l'échelle d'une exploitation et nécessiteraient d'être ajustés à l'échelle de l'animal
360 pour être intégrés dans notre approche. Les indicateurs mesurant l'empreinte carbone des
ruminants (émission de méthane) auraient aussi pu être inclus dans l'étude si les données
avaient été suffisantes.

1.1.2 De l'animal au steak : une multitude de facteurs modulant la qualité et les performances

365 La conduite des bovins est très variée, notamment parce qu'il existe une dépendance
très forte aux ressources fourragères produites localement. En France par exemple, les
zones montagneuses ne permettant pas la production de céréales, les systèmes extensifs
basés sur l'herbe y sont majoritaires. À l'opposé les "feedlots" Américains engraisent
les bovins rapidement avec des rations riches en amidon. Le système le plus courant en
370 France et en Europe est cependant un modèle intermédiaire avec un élevage extensif lors
des jeunes années de l'animal suivi d'une période de finition durant laquelle l'alimentation
est plus riche en énergie.



(a) Conformation



(b) État d'engraissement

FIGURE 1.1 – Classement EUROP des carcasses des gros bovins (source : Interbev (2020))

L'alimentation des animaux n'est pas le seul moteur de variabilité des systèmes bovins puisque la diversité génétique des bovins est aussi très grande. En France par exemple, bien qu'il existe trois races bovines-viandes majoritaires (Charolaise, Limousine et Blonde d'Aquitaine), des effectifs plus réduits de races locales persistent. Dans d'autres pays,

comme la Suisse ou l'Irlande, c'est le croisement des races à viande avec des animaux laitiers qui constitue une forte variabilité génétique des bovins. Lors des étapes d'abattage, de transformation de la viande et sa commercialisation, de nombreux choix opérationnels sont également nécessaires.

Toutes ces différentes modalités de production sont responsables de variations des indicateurs qui ont été détaillés précédemment. Dans cette partie, les principaux facteurs expliquant les variations de ces indicateurs seront revus dans le but de montrer qu'un même facteur peut induire des variations antagonistes sur différents indicateurs.

385 Conduite des animaux

Le système de conduite des animaux influence presque l'ensemble des indicateurs de qualité. Les systèmes extensifs favorisent notamment une couleur sombre de la viande (L^* faible). L'une des explications est que la finition des animaux est moins intense et parfois avec de l'herbe de moindre qualité (Teixeira *et al.*, 2015) réduisant ainsi les ressources en glycogène ce qui modifie l'évolution du pH post-mortem et la couleur de la viande *in fine* (Jorquera-Chavez *et al.*, 2019). L'activité physique plus intense des animaux ayant accès au pâturage semble aussi favoriser une plus forte pigmentation et donc une couleur rouge plus foncé (Priolo *et al.*, 2001). Ce phénomène a été observé par un indicateur L^* plus faible et un a^* plus fort chez les animaux ayant pâture par rapport à des animaux nourris au grain (Mezgebo *et al.*, 2019, 2017).

L'alimentation à l'herbe permet aussi d'obtenir une viande plus maigre et avec un meilleur profil en acides gras : un rapport ω_6/ω_3 plus faible et une part d'acides gras saturés plus faible (Garcia *et al.*, 2008; Simopoulos, 2016). Il est cependant possible de compléter les animaux nourris au grain avec l'huile ou des graines extrudées, de lin par exemple, pour favoriser la part d'oméga 3 dans le profil en acide gras des muscles (Enser *et al.*, 1999). L'ajout de microalgues riches en EPA et DHA permet de même d'augmenter la proportion de ces acides gras dans les muscles respectivement de 0.5 à 1.20 et de 0.31 à 1.05 % des acides gras totaux (Rodriguez-Herrera *et al.*, 2018). Le pâturage apporte de manière naturelle de la vitamine E et de l' α -tocophérol à l'animal (Wood *et al.*, 2004). Ces antioxydants peuvent aussi être ajoutés dans la ration (Descalzo *et al.*, 2005) afin d'éviter l'oxydation des lipides dans le rumen (Nuernberg *et al.*, 2005), responsable de la baisse de la part des AGPI déposés dans les muscles et de la formation de produits biohydrogénés comme les acides gras *trans* par exemple. Il est à noter que le choix de la céréale dans une alimentation au grain peut aussi affecter le profil en acide gras de la viande (Barragán-Hernández *et al.*, 2021). La concentration énergétique de la ration utilisée est également un facteur important pour moduler la quantité de gras de couverture

et intramusculaire (Couvreur *et al.*, 2019) et donc la quantité de lipides dans le muscle. Lorsque la concentration de la ration en période de finition est élevée, la croissance des bovins est plus importante tout comme la quantité de gras déposée sur la carcasse (Silva *et al.*, 2017).

Sur la qualité sensorielle de la viande, l'alimentation à l'herbe semble favoriser une flaveur plus intense (Raes *et al.*, 2003) mais aussi induire plus fréquemment des saveurs anormales, surtout dans les pays habitués à consommer de la viande produite avec des rations céréales comme aux États-Unis (Sitz *et al.*, 2005). La production de flaveur anormale semble liée aux acides gras branchés comme le 3-méthylindole ainsi que d'autres produits de la biohydrogénation ruminale (Webb et Erasmus, 2013). La relation entre une flaveur peu intense et une concentration énergétique de la ration a aussi été montrée (Resconi *et al.*, 2010). La tendreté et la jutosité qui sont positivement corrélées avec la quantité de gras intramusculaire sont par conséquent aussi plus élevées chez des animaux ayant été finis dans des conditions plus intenses (Corbin *et al.*, 2015; Pogorzelska-Przybyłek *et al.*, 2018). Par exemple, il a été montré que les animaux nourris au grain dans des "feed-lots" étaient plus tendres que ceux nourris au fourrage (King *et al.*, 2009) ce qui semble lié à une croissance plus importante (Koochmaraie *et al.*, 2002). De manière paradoxale, une croissance discontinue semble favoriser une viande plus tendre en dépit d'un âge à l'abattage plus faible des animaux ayant été finis de manière continue (Costa *et al.*, 2017). Néanmoins, il semblerait que la croissance compensatrice (Hornick *et al.*, 2000) ait un effet modéré sur la qualité sensorielle, puisque non perceptible par des jurys de consommateurs non entraînés (Keady *et al.*, 2017).

À alimentation équivalente, l'âge des animaux modifie aussi la qualité de la viande. On évoquera par exemple que les animaux les plus vieux ont une viande plus rouge (a^* important) et les animaux plus jeunes une viande plus claire (L^* faible) (Gagaoua *et al.*, 2018). Le sexe des animaux contribue aussi aux variations des indicateurs de qualité et de performance, puisqu'il a été rapporté que les femelles produisaient à âge équivalent des carcasses plus grasses (Velik *et al.*, 2008).

Race

La production de viande bovine est issue d'animaux de races assez hétérogènes en termes de conformation, d'engraissement et rendement en viande. Albertí *et al.* (2008) constituent ainsi 3 groupes parmi les 15 races européennes utilisées dans son étude : les races spécialisées (Piemontèse, Asturiana de los Valles, Pirenaica, Limousine, South Devon, Charolaise et Aberdeen Angus) ayant des muscles très développés et une quantité de gras moyenne à faible, les races laitières et locales (Jersey, Casina, Highland, Holstein

and Danish Red) moins musclées et plus grasses et un groupe intermédiaire (Avileña, Marchigiana and Simmental).

Ces différences de développement musculaire et d'engraissement influencent la couleur de la viande (Ripoll *et al.*, 2018). Les races Angus et Charolaise produisent par exemple une viande plus pâle que les races Limousine et Simmental avec une ration similaire composée d'ensilage de maïs (2/3) et d'herbe (1/3) (Chambaz *et al.*, 2003).

Le gras intramusculaire peut atteindre des proportions exceptionnelles chez certaines races comme la Black Wagyu Japanese sélectionnée pour atteindre au moins 30%, bien plus que la race Wagyu initiale (entre 9 et 13%) (Gotoh *et al.*, 2018). Le profil en acide gras peut également varier selon la race même si ces variations restent minimales comparées au levier alimentaire (Nuernberg, 2009). Les races Limousine et Wagyu croisée par exemple fixent dans leur viande une quantité plus importante de CLA que d'autres races croisées européennes étudiées (Mir *et al.*, 2002, 2000).

Des différences significatives de qualité sensorielle sont aussi observées entre certaines races (Bureš et Bartoň, 2018). Les races à croissance rapide comme la Pirenaica (Campo *et al.*, 1999) tout comme les races culardes produisent une viande plus tendre que les races mixtes et rustiques comme la Simmental, la Casina et la Marchigiana (Conanec *et al.*, 2021). L'explication avancée est qu'une plus faible proportion de collagène insoluble chez les animaux ayant une masse musculaire plus importante (Purslow, 2005) serait à l'origine de ces différences de tendreté. La présence d'allèles inactifs au locus de la myostatine chez les animaux culards ne semble en revanche pas influencer sur la tendreté (Warner *et al.*, 2010).

Bien que certaines études montrent qu'il n'y a pas de différence entre races sur le descripteur sensoriel de la flaveur (Campo *et al.*, 1999; Conanec *et al.*, 2021), il semblerait que la race Bleu Blanc Belge produise un nombre plus conséquent de composés aromatiques que les races Aberdeen Angus et Limousine (Machiels *et al.*, 2004). De manière paradoxale, la race Bleu Blanc Belge exprime une flaveur moins intense de par sa proportion de gras intramusculaire plus faible que les autres races (Keady *et al.*, 2017). De manière similaire, il a été rapporté que les races Aberdeen Angus, Highland et Jersey produisent une viande à la flaveur plus intense que la race Limousine en lien avec la proportion de gras intramusculaire plus élevée chez ce groupe de 3 races (Gagaoua *et al.*, 2016).

À même niveau de persillé, la race Limousine semble produire une viande plus juteuse que la race Simmental, Charolaise et Angus (Chambaz *et al.*, 2003). Cependant ces différences de qualité sensorielle semblent s'estomper après une période de maturation longue (supérieure à 10 jours, Campo *et al.* (1999)).

Processus de transformation de la viande

La transformation du muscle en viande participe aussi sinon plus à expliquer les variations des indicateurs de qualité des produits carnés. D'abord, le stress subit durant le transport des animaux jusqu'à l'abattoir ou pendant l'attente en bouverie impacte négativement les réserves en glycogène des muscles ce qui conduit à des pH ultimes plus élevés qui aboutissent à des viandes plus sombres et moins tendres (Jorquera-Chavez *et al.*, 2019; Ponnampalam *et al.*, 2017; Warner *et al.*, 2007). Il est aussi possible de stimuler électriquement les carcasses des animaux au stade *pre-rigor* pour accélérer l'évolution du pH par la consommation anaérobie du glycogène (King *et al.*, 2009) dans le but d'améliorer la tendreté. Il a notamment été montré, sur les muscles *semimembranosus* et *longissimus lumborum*, que la force de cisaillement mesurée avec la méthode de Warner Bratzler est plus faible lors d'un recours à la stimulation électrique (Bekhit *et al.*, 2014). Une amélioration de la flaveur a aussi été reportée (Arroyo *et al.*, 2015) et peut être expliquée par une oxydation plus forte des lipides, lorsqu'une stimulation électrique intervient, formant de nouveaux acides gras volatiles (Faridnia *et al.*, 2015). Selon cette dernière étude, les rapports AGS/AGPI et ω_6/ω_3 restent cependant inchangés par la stimulation électrique.

La température le long de la chaîne de transformation et de distribution modifie aussi la qualité de la viande. Au stade *pre-rigor*, une température entre 15 et 20°C limite le rétrécissement des muscles (Warner *et al.*, 2014), mais il est préférable de procéder à un refroidissement pour éviter ensuite l'oxydation de la myoglobine et donc une détérioration de la couleur de la viande (Mancini et Hunt, 2005). Lorsque ce refroidissement est accéléré par des procédés cryogéniques (Bogdanowicz *et al.*, 2018), les pertes d'eau sont réduites, la jutosité de la viande est donc plus importante. Dans l'étal, il a aussi été montré qu'une conservation à 5°C limitait les pertes en eau par rapport à une réfrigération n'atteignant que 10 °C (Vorst *et al.*, 2018).

La maturation des carcasses est aussi connue pour avoir un impact significatif sur la tendreté de la viande grâce à l'ensemble des actions enzymatiques de protéolyse qui viennent modifier la structure des myofibrilles contractées après la *rigor* (Brewer et Novakowski, 2008). Le temps de maturation augmente aussi l'intensité de la flaveur (Jeremiah et Gibson, 2003). La jutosité de la viande peut aussi être améliorée après une maturation entre 14 et 21 jours grâce à une meilleure capacité de rétention en eau qui favorise la libération des jus durant la mastication (Campbell *et al.*, 2001).

L'emballage influence aussi les indicateurs de qualité notamment en contrôlant le gaz au contact de la viande. Les films perméables à l'oxygène semblent contribuer ainsi à de meilleures notes lors de l'évaluation sensorielle des viandes que celles emballées dans une atmosphère modifiée (80% O₂ et 20% CO₂) selon Polkinghorne *et al.* (2018). L'emballage

“skin” qui est une technique plus récente permet de maintenir l’apparence de la viande, notamment la couleur, tout en améliorant la qualité gustative (Stella *et al.*, 2018).

520 Enfin, dernière étape avant sa consommation, mais pas des moindres, la cuisson joue un rôle très important sur la qualité de la viande (Gomes *et al.*, 2014). Il a notamment été montré qu’une cuisson saignante (55°C à coeur) améliore la perception de la tendreté et de la jutosité par les dégustateurs (français et britanniques) comparée à la cuisson à point (74°C à coeur). Il est à noter que le mode de cuisson optimal est dépendant du morceau
525 (McCarthy *et al.*, 2017) de par les caractéristiques des muscles (Picard *et al.*, 2018).

1.2 La stratégie et les outils pour orienter la production

Dans cette partie, les principales tendances de la consommation de viande bovine en France seront exposées. À partir du constat de la segmentation des produits de la viande bovine, les critères de production sur lesquels reposent les démarcations qualités seront
530 ensuite évoquées. Enfin, les approches et les défis pour mettre en place l’ambition de la filière de créer davantage de valeur ajoutée par une montée en gamme de ses produits seront détaillés.

1.2.1 Stratégie de commercialisation de la viande bovine

La consommation de viande bovine en France est en recul depuis 25 ans, avec une
535 consommation par habitant de 23 kg d’équivalent carcasse en 2019 (FranceAgriMer, 2020). Cela représente une chute de 3,8 kgec par rapport au milieu des années 90, bien que le recul de la consommation total ne se soit affaïssé que de 5 % compte tenu de l’évolution positive de la démographie du pays. La préoccupation des consommateurs pour leur santé, le bien-être animal et l’impact environnemental, l’évolution des modes de consommation
540 de la viande sont les facteurs principaux qui expliquent ce recul. La filière viande bovine en est pleinement consciente, puisqu’elle met en place certaines actions pour adapter son offre et a explicité une stratégie claire de montée en gamme de ses produits afin de répondre à la demande des consommateurs et compenser, par une augmentation de la valeur ajoutée, la baisse des ventes en volume.

545 Structuration du marché et de sa segmentation

Une étude l’IDELE “Où va le boeuf” (Ramony *et al.*, 2019) pour Interbev à partir de données de 2017 de ventes des opérateurs, des douanes et d’un panel Kantar, a permis de mieux comprendre comment la viande bovine est écoulee en France. La viande bovine était

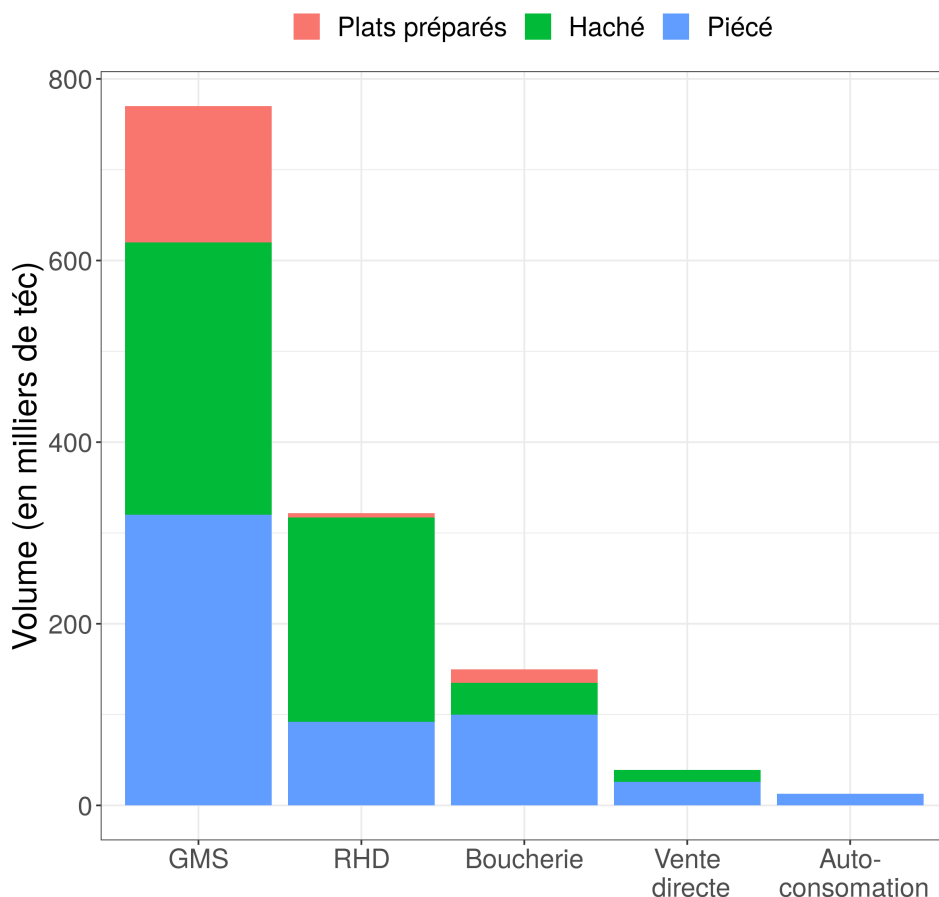


FIGURE 1.2 – Formes et débouchés de la viande bovine française et importée en 2017 (adaptée de Ramony *et al.* (2019))

consommée sous forme de viande piécée (43%), de steak haché (45%) et dans des plats
550 préparés (12%) (Figure 1.2). Les GMS commercialisaient la majeure partie (60%) de la
viande dans leurs rayons libre-service et leurs rayons traditionnels. Le rayon libre-service
était principalement alimenté par les unités de vente consommateur magasins (UVCM)
découpées sur place à partir de carcasses compensées (tous les muscles d’une carcasse,
mais désossés) majoritairement. L’offre du rayon était complétée par des unités de vente
555 consommateur industrielles (UVCI) principalement des steaks hachés. Cette offre était
complétée dans les magasins par un rayon traditionnel qui est complémentaire à l’offre
libre-service, mais concurrent des boucheries artisanales classiques dont les parts de mar-
chés sont rognées d’année en année (plus que 11% des volumes en 2017). La consommation
de la viande hors domicile continue sa progression pour s’établir à 317 000 téc en 2017
560 (en augmentation de 3% par rapport à 2014). Cette augmentation favorise la consom-
mation de viande hachée (+19 % dans la RHD entre 2014 et 2017). À l’inverse, les viandes

pièces sont en recul en RHD (-18%). La progression très importante de la part de marchés du steak haché rend difficile la valorisation des carcasses, car ce produit est vendu à un prix moins élevé que le piécé malgré le développement d'un haché dit "premium" (FranceAgriMer, 2018).

565

La segmentation de l'offre permet de toucher un maximum de consommateur en répondant à l'ensemble des différentes attentes qu'ils expriment, qui varient en fonction des régions, du niveau d'éducation et d'autres caractéristiques sociologiques (Arenas de Moreno *et al.*, 2020). Un premier niveau de segmentation des produits est possible grâce à la très grande diversité de muscles vendus et leurs caractéristiques culinaires respectives. Cependant, les consommateurs, de moins en moins éduqués à manger du boeuf, sont perdus au milieu de cette diversité de morceaux. En atteste cette étude segment de 2005 menée pour Interbev et le SNIV-SNCP (Interbev, 2014) qui rapporte que 66% des consommateurs ne pouvaient citer plus de 6 noms de morceaux dont les 4 premiers étaient le steak, l'entrecôte, le steak haché et le rôti. Cette diminution de la culture de la viande semble surtout s'observer chez les jeunes (moins de 40 ans) et s'explique en partie par le manque de compréhension du rayon libre-service, dépourvu de conseil d'un boucher. Il a été montré dans cette étude que le consommateur passe en moyenne trois fois plus de temps dans ce rayon que dans les autres, sans ressortir satisfait de son achat. Le manque de compréhension du rayon s'explique en partie par des étiquettes peu informatives sur la qualité du produit, mais davantage sur le type d'animal et la traçabilité du produit. L'ancienne dénomination des morceaux par leurs noms bouchers : "Boeuf aiguillette baronne", "Rond de gîte" perdait totalement les consommateurs peu initiés et ne favorisait pas l'achat du morceau le plus adapté entraînant des expériences de consommation négatives. Pour réagir, la filière a mis en place une dénomination plus générique en remplaçant le nom des pièces le moins connu par "steak" ou "roti" par exemple, et en indiquant le mode de cuisson associé. Un code formé d'une à trois étoiles vient enfin indiquer le potentiel de qualité du produit, en se basant uniquement sur le morceau et le mode de cuisson associé. Bien que simple et compris par les consommateurs, ce nouvel étiquetage ne permet pas de garantir une viande de qualité. Or cette requête est régulièrement formulée dans les enquêtes (Tavoularis et Sauvage, 2018) exprimant notamment le besoin de connaître la justification du prix du produit par un gradient de qualité sensorielle. L'absence de marques fortes comme pour les autres viandes (volaille notamment) est aussi une faiblesse de la segmentation des GMS qui donnent la part belle au UVCM au détriment des UVCI (Diogon, 2016; Ramony *et al.*, 2019). La création de marques fortes et de certifications semble pourtant favoriser la crédibilité qu'a le consommateur dans le produit (Verbeke *et al.*, 2010).

570

580

585

590

595

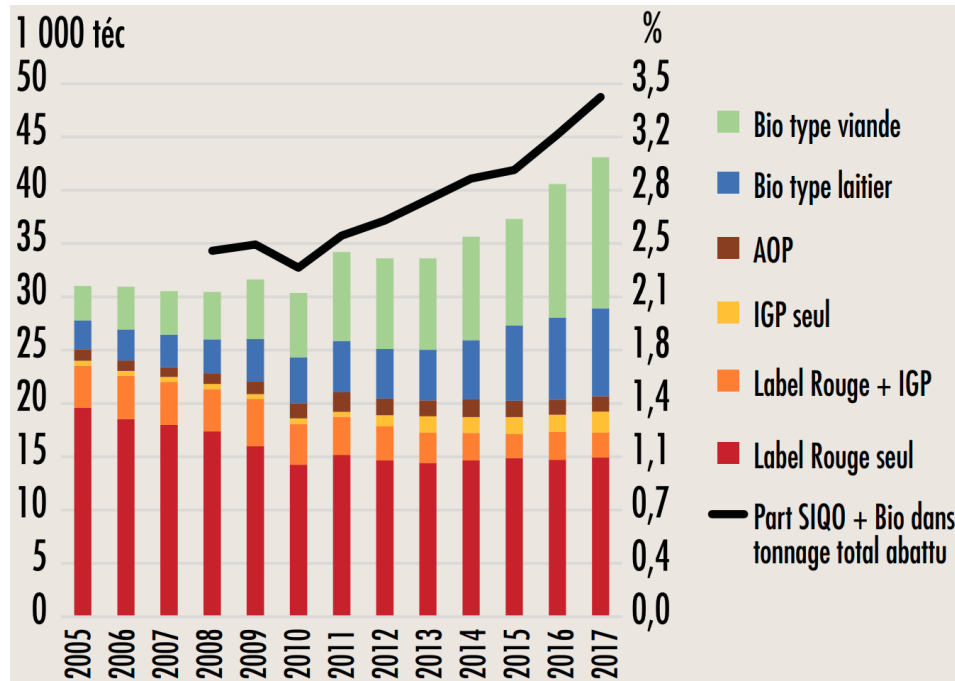


FIGURE 1.3 – Évolution des tonnages de gros bovins abattus sous SIQO et en BIO (Ramonny *et al.*, 2019)

La différenciation qualité

Le potentiel de différenciation qualité de la viande bovine est important de par la diversité des conduites des animaux et des races utilisées. Interbev a par exemple engagé une campagne publicitaire autour des “viandes racées” afin de “vendre une histoire” aux consommateurs (Pinson, 2017).

Parmi les signes officiels de la qualité et de l’origine (SIQO) qui existent, le bio représentait fin 2019 5,3 % du cheptel allaitant et la progression de la production de viande bovine (vache allaitante et laitière) est significative puisqu’elle est passée de 10,3 à 18,6 millions de téc entre 2010 et 2018 (Chatellier *et al.*, 2021). La viande bovine issue de l’agriculture biologique emprunte aussi des circuits de distribution alternatifs comme les magasins spécialisés pour 13% des volumes et la vente directe 11%.

Le label rouge, qui est la première démarcation qualité de la viande bovine allaitante avec 15 000 téc, n’était en 2017 plus le SIQO le plus consommé par les Français suite à la progression importante du bio (Figure 1.3). La notoriété du Label Rouge est importante puisque 98% des Français connaissent le label, même si les consommateurs n’y identifient pas la certification d’une qualité supérieure que prône le label (voir section 1.2.2) mais y accorde plutôt une crédibilité et la garantie d’un engagement des opérateurs dans les processus d’élaboration et de la traçabilité de la viande (Casabianca, 2018).

615 La filière viande bovine peut aussi compter sur la diversité des territoires de l’hexagone pour faire valoir un savoir-faire local (Lasseur *et al.*, 2019). Un volume de 6 200 téc de gros bovins est commercialisé sous une indication géographique qui compte 8 IGP et 4 AOP. Cette certification est notamment perçue comme une capacité d’adaptation des animaux et une garantie de typicité de la viande (Nozieres-Petit *et al.*, 2018).

620 Les circuits de distribution alternatifs permettent aussi de toucher une clientèle complémentaire. Plus de 10% des exploitations bovines sont concernées par un débouché en circuit court (Nozieres-Petit *et al.*, 2018), même si elles n’arrivent pas à écouler l’ensemble de leurs productions puisque la vente directe ne représentait en 2018 que 3% du marché. Certains consommateurs donnent en effet une place importante à des produits “de proximi-
625 mité” et “locaux” (Roudart et Requier-desjardins, 2019). La relation entre l’éleveur et le consommateur est l’un des atouts clés des circuits courts (Fournie, 2016). La proximité avec un vivier de consommateurs important favorise enfin le développement d’initiatives dans les zones périurbaines (Aubry et Chiffolleau, 2009).

La nouvelle stratégie de la filière

630 La stratégie explicitée par la filière repose clairement sur une montée en gamme en augmentant la proportion de la production sous SIQO (interbev, 2017). L’augmentation de l’offre dite “supérieure” doit permettre de garantir une qualité supérieure aux consommateurs tout en assurant une rémunération juste des producteurs. Pour cela, la filière compte beaucoup sur le Label Rouge dont l’objectif est de passer à 40% des parts de
635 marché d’ici 2022. La filière compte aussi s’appuyer sur la bonne dynamique du bio et souhaite doubler les ventes sous le logo AB sur la période 2017-2022. Cette stratégie de la filière de montée en gamme est accompagnée par les autorités publiques qui, au travers de la loi Egalim, ont fixé l’approvisionnement des restaurations collectives à 50 % de produits issus d’une démarche locale ou de qualité (Darrot *et al.*, 2019).

640 Une viande d’entrée de gamme dite “standard” sera cependant toujours commercialisée afin de répondre à la demande des consommateurs qui recherche des prix bas. Cette tendance est notamment matérialisée par la “guerre des prix” entre les enseignes de distribution (Ritzenthaler, 2016). La place de cette gamme compétitive sera d’autant plus nécessaire que les conséquences de la crise Covid-19 pourraient avoir des répercussions sur
645 le pouvoir d’achat des ménages (futuribles international, 2020; Laisney, 2020).

La diversification de l’offre peut aussi passer par la création de nouvelles démarcations à l’initiative de l’aval de la filière comme c’est le cas pour les produits laitiers où fleurissent dans les rayons de nouveaux slogans comme “C’est qui le patron?”, “Frais d’ici”, “J’aime le lait d’ici” par exemple. Quelques initiatives comme “le Boeuf Éthique” ou “le Boeuf

650 d’herbe” ont été lancées mais restent marginales et ne sont pas commercialisées en GMS. La création de ces nouvelles démarcations pourrait donc s’appuyer sur la valorisation d’un ou plusieurs des indicateurs de qualité détaillés dans la section 1.1.1.

1.2.2 Outils pour orienter la production

Le paiement des carcasses en France est organisé autour de la grille communautaire 655 EUROP (Figure 1.1) sous le contrôle de NORMABEV. Cette grille classe les animaux en fonction de la conformation et de l’état d’engraissement de leurs carcasses. Ce système relativement simple est critiqué sur la déconnexion entre les critères de paiement et la valeur ajoutée créée par une carcasse (Bonny *et al.*, 2016). Les transformateurs regrettent notamment une absence de critères de qualité dans la grille de paiement comme cela peut 660 être le cas à l’étranger. Aux États-Unis par exemple, la couleur et le persillé de la viande sont des critères qui participent à moduler le paiement des animaux livrés à l’abattoir (Polkinghorne et Thompson, 2010).

La diversification des SIQO s’appuie en revanche sur des cahiers des charges stricts pour permettre leurs différenciations. Le sérieux de ces cahiers des charges est soumis à 665 la régulation de l’Institut national de l’origine et de la qualité (INAO) et des contrôles fréquents sont réalisés par des organismes indépendants agréés par le COmité FRançais d’ACcréditation (COFRAC). Ces organismes sont chargés de vérifier que la production est conforme à une *obligation de moyens* fixée dans le cahier des charges et que les caractéristiques du produit sont effectivement conformes à une *obligation de résultat* que s’est 670 fixée le label.

Le Label Rouge par exemple, doit certifier de bonnes pratiques d’élevage. Par ces dernières, le cahier des charges définit des contraintes vis-à-vis des “conditions d’élevage (espaces disponibles, pâtures, type de stabulation utilisée...) et d’alimentation des animaux (matière première d’origine végétale, absence de facteurs de croissance...), l’âge 675 d’abattage, la race, l’insertion des élevages dans l’environnement (prairies naturelles, aspect des bâtiments...), le bien-être animal en élevage, et la catégorie”. Parmi les 17 cahiers des charges Label Rouge bovin, certains vont plus loin et peuvent exiger un élevage des veaux sous la mère durant plusieurs mois, une durée minimale de mise à l’herbe des animaux (4 mois/an minimum pour les Boeuf Fermier Aubrac) ou une composition de 680 l’alimentation spécifique. On notera par exemple que le Label Rouge Boeuf Fermier du Maine est adhérent de la filière Bleu-Blanc-Coeur (BBC) et impose l’utilisation de graine de lin dans l’alimentation pour certifier une viande riche en oméga 3. A l’abattoir, seules les carcasses E, U et R ayant un état d’engraissement entre 2 et 4 seront certifiées Label Rouge. La durée de maturation est également contrainte par le cahier des charges : 10

685 jours pleins minimum en cheville ou 13 jours pleins minimum sous vide.

La production de viande AB de son côté, nécessite le respect d'un ensemble de valeurs communes à l'agriculture biologique : “un système global de gestion agricole et de production alimentaire qui allie les meilleures pratiques environnementales, un haut degré de biodiversité, la préservation des ressources naturelles, l'application de normes élevées
690 en matière de bien-être animal et une méthode de production respectant la préférence de certains consommateurs à l'égard de produits obtenus grâce à des substances et à des procédés naturels.”¹.

Les signes de distinction géographique peuvent imposer une zone géographique de production (de l'ordre de la parcelle pour l'AOP, plutôt de zones administratives pour
695 l'IGP) pour protéger un terroir à l'origine de la spécificité reconnue du produit.

Le Label Rouge impose aussi une obligation de résultat pour assurer la “qualité supérieure” de ses produits : “Le label rouge atteste que ces denrées et produits possèdent des caractéristiques spécifiques établissant un niveau de qualité supérieure, [...], qui les distinguent des denrées et produits similaires habituellement commercialisés”². Une liste
700 de critères (couleur, jutosité, tendreté, etc.) sur laquelle un produit label rouge doit se distinguer est ainsi fournie dans le cahier des charges. Ainsi le Charolais Label Rouge “se caractérise par une couleur rouge intense et une viande finement persillée à la saveur et à la tendreté remarquable” (Rouge, 2016). Des tests hédoniques doivent être organisés à une fréquence prévue dans le plan de contrôle afin de vérifier la supériorité effective du
705 label (Casabianca, 2018).

1.2.3 Identifier les liens entre les indicateurs afin de gérer les compromis

Afin de concevoir un cahier des charges qui permet à la fois d'avoir une qualité supérieure et des performances de production suffisantes, il est nécessaire de considérer
710 plusieurs indicateurs. Les recherches ayant étudié le lien entre ces indicateurs sont donc particulièrement intéressantes, car elles permettent de mettre en évidence la nécessité de faire un compromis entre deux indicateurs antagonistes. L'étude des corrélations entre les indicateurs, bien que permettant de comprendre les grandes tendances, ne semble cependant pas extrapolable lorsque les conditions d'élevage évoluent.

1. paragraphe 1 du règlement européen 834/2007 du 28 juin 2007 relatif à la production biologique et à l'étiquetage des produits biologiques

2. art. L641-1 ordonnance n°2006-1547 du 7 décembre 2006 relative à la valorisation des produits agricoles, forestiers ou alimentaires et des produits de la mer ; JORF du 8 décembre 2006

715 **Corrélation entre les indicateurs de qualité**

Sans être exhaustif, il est possible de lister quelques études qui ont étudié le lien entre certains indicateurs de qualité. Il a, par exemple, été montré que la croissance de l'animal (GMQ) est positivement corrélée avec l'efficacité alimentaire, car atteignant sa maturité plus rapidement, l'animal consomme moins sur l'intégralité de sa vie (Hill et Ahola, 2012).
720 Par contre, il a été montré que l'efficacité alimentaire est négativement corrélée à l'état d'engraissement de la carcasse, ce qui semble aussi logique puisque le gras est coûteux énergétiquement à produire (Robinson et Oddy, 2004). La quantité de gras, surtout celle présente dans la viande, semble pourtant positivement corrélée avec la qualité sensorielle puisqu'il a été montré que la teneur en lipides des muscles favorisait la tendreté (May *et al.*,
725 1992), la jutosité (Jeremiah *et al.*, 2003) et la saveur (Mottram, 1998). Le lien entre le profil en acide gras et la qualité sensorielle de la viande est par contre plus difficile à établir puisque seule une légère corrélation ($r = 0.13$) entre la teneur en AGMI et l'intensité de la saveur est relevée dans l'étude de Garmyn *et al.* (2011).

Des études plus holistiques du lien entre un ensemble d'indicateurs ont été menées.
730 Dans une analyse factorielle originale (Ellies-Oury *et al.*, 2016), un "clustering" de variable au sein de deux niveaux de qualité (sensorielle et nutritionnelle) et des performances de production a permis de constituer des groupes d'indicateurs fortement corrélés à partir de 90 indicateurs initiaux. Un index synthétique a ensuite été créé à partir d'une combinaison linéaire des indicateurs d'un même groupe. Les index synthétiques de chaque groupe ont
735 ensuite pu être utilisés dans une analyse en composantes principales afin d'étudier leurs corrélations. Cette approche a notamment permis de conclure qu'une viande à forte valeur bouchère, car peu grasse, est une viande ayant une proportion d'acides gras saturés dans le muscle plus faible, mais avec une qualité sensorielle moins bonne. Dans une autre approche innovante (Conanec *et al.*, 2019), des modèles de régression ont été estimés pour chaque
740 indicateur par l'ensemble des autres indicateurs de qualité et performance. Il a ainsi été établi qu'il n'y avait pas de lien entre la qualité nutritionnelle et sensorielle pour des génisses blondes d'Aquitaine finies avec une ration paille-céréales. Dans ce cas de figure, la recherche de compromis n'est pas nécessaire.

745 **Des leviers de production communs expliquent en partie la variabilité des différents indicateurs**

La remarque récurrente dans les travaux traitant des corrélations entre indicateurs (Conanec *et al.*, 2019; Ellies-Oury *et al.*, 2016, 2021) est que ces résultats sont difficilement extrapolables pour des animaux d'une autre catégorie, nourris dans un système alimentaire

différent ou mesuré dans un autre muscle de la carcasse. Si ces études permettent donc
750 d’avoir un aperçu des grandes tendances, ces corrélations ne sont pas exploitables pour
modéliser le lien entre les indicateurs. La démarche plus intégrative appelée le “continuum
Farm-To-Meat” (Gagaoua *et al.*, 2019) semble répondre à ce problème. Celle-ci consiste en
effet à modéliser le lien entre les leviers de production et les indicateurs de qualité avec un
arbre de décision. Ce modèle permet ainsi de prédire chaque indicateur, pour une conduite
755 de l’animal donnée. Cette méthode semble d’autant plus pertinente que cela permet donc
de construire une pratique d’élevage en accord avec les attentes du décideur ce qui n’est
pas possible avec l’étude seule des corrélations entre indicateurs. De plus, il a été montré
dans la section 1.1.2 que la conduite des animaux et les paramètres de transformation
influencent souvent plusieurs indicateurs de qualité. Dès lors, il est possible d’analyser
760 le lien entre les indicateurs en étudiant la sensibilité de ces derniers aux variations des
facteurs.

Toutefois, il faut rappeler que le lien entre indicateurs et les leviers de production
est parfois instable, puisqu’il peut dépendre d’interactions avec d’autres paramètres de
production. Par exemple, les races à viandes à croissance rapide telles que la Pireneica ont
765 une tendreté supérieure par rapport aux races rustiques comme l’Aveleña-Negra Ibérica
(Campo *et al.*, 1999), mais ces différences s’estompent après une maturation plus longue
(14 à 21 jours). Le modèle de prédiction doit donc prendre en compte la diversité de
l’ensemble des pratiques.

Le défi de la prédiction

770 Cette seconde approche des antagonismes entre indicateurs et leviers de production
nécessite de pouvoir prédire les premiers par les seconds. Prédire les indicateurs de qualité
est d’ailleurs un enjeu particulièrement important dans l’industrie de la viande bovine.
En effet, il a été montré qu’en France certains consommateurs (les plus aisés ou lors
d’occasions particulières) sont prêts à payer plus cher pour une viande de meilleure qualité
775 gustative (Bonny *et al.*, 2017; Tavoularis et Sauvage, 2018). Une segmentation des prix
de la viande bovine en fonction de la qualité permettrait ainsi de vendre moins cher les
produits “d’entrée de gamme” et d’augmenter la marge sur les viandes “premium”. INRAE
et de nombreux autres instituts nationaux étrangers se sont donc mobilisés pour apporter
des solutions scientifiques à ce problème loin d’être évident. Trois grandes stratégies se
780 distinguent :

- l’utilisation de mesures non destructives pour y déceler des éléments permettant de
discriminer la viande en termes de tendreté comme la spectroscopie (Berri *et al.*,
2019; Sahar *et al.*, 2019), la résonance magnétique (Caballero *et al.*, 2021) ou encore

les ultra-sons (Fabbri *et al.*, 2021).

- le développement d'outils biotechniques s'appuyant sur l'identification de biomarqueurs protéiques ou génétiques liés à l'expression du caractère de tendreté et/ou de développement grasseux pour maîtriser le persillé (Picard et Gagaoua, 2019).
- les approches statistiques diverses qui tentent de relier le maximum d'informations de la vie de l'animal avec des indicateurs de qualité et de performance. Ces approches s'appuient sur des méthodes de classification (Gagaoua *et al.*, 2019; Watson *et al.*, 2008) afin de construire des modèles prédictifs de la gamme de qualité d'une viande. L'une des critiques récurrentes de cette approche est que les modèles sont estimés par un nombre assez faible d'animaux ce qui rend la généralisation des modèles difficile (Ellies-Oury *et al.*, 2021). En Australie pourtant, un nombre d'observations colossal (61 740 échantillons de viande dégustés à l'aide de 8820 consommateurs (Watson *et al.*, 2008)) a été utilisé pour créer le Meat Standard Australia (MSA) dont les prédictions relativement fiables ont permis de clarifier l'offre par un système à étoile discriminant les différents niveaux de qualité (Polkinghorne *et al.*, 2008).

Dans cette thèse, des modèles de prédiction seront également estimés afin d'optimiser le pilotage de la viande bovine. Bien que cette approche appartienne à la troisième catégorie citée précédemment, elle se distingue des précédents travaux en n'utilisant que des variables explicatives sur lesquelles les acteurs de la filière ont un levier d'action (flèches bleue et rouge sur la Figure 1.4). A l'inverse, les méthodes type MSA, ou les arbres de décision de Gagaoua *et al.* (2019) utilisent dans leur modèle aussi des variables comme la couleur et le persillé (flèche rose sur la Figure 1.4) de la viande qui ne peuvent pas être

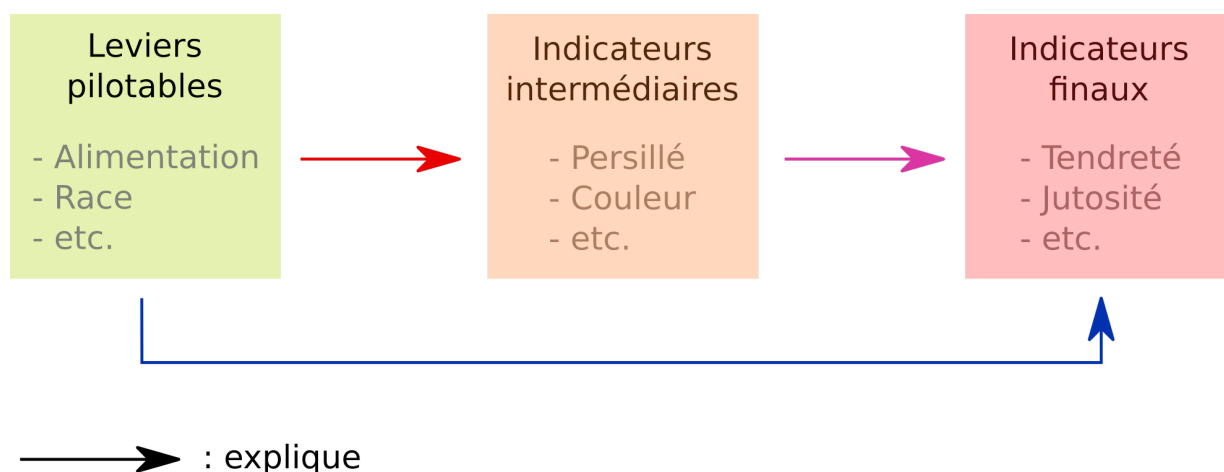


FIGURE 1.4 – Schéma différenciant les variables explicatives introduites dans le modèle pour expliquer les indicateurs

modulées à souhait de manière directe.

1.3 Une nouvelle approche

Dans cette partie, il sera question d'expliquer pourquoi une nouvelle approche est
810 pertinente dans le contexte actuel de la filière viande bovine. Le lien entre les données
du problème et la méthode mathématique développée dans la suite de cette thèse sera
ensuite établi pour faciliter la compréhension des parties suivantes.

1.3.1 Nécessité d'une nouvelle approche

Comme il a été évoqué dans le chapitre précédent, une meilleure segmentation de
815 l'offre de la viande bovine pourrait permettre 1) de créer davantage de valeur ajoutée et
2) de soutenir la demande en adaptant l'offre aux attentes des consommateurs. La stra-
tégie de montée en gamme de la filière est une des voies envisagées pour améliorer cette
segmentation. Pour mettre en place cette stratégie ambitieuse, la filière veut s'appuyer
majoritairement sur le label rouge. Proposer une large gamme de labels pourrait néan-
820 moins aussi apporter des réponses spécifiques aux attentes diverses des consommateurs.
Encourager les industriels ou d'autres acteurs à créer des marques fortes pour se diffé-
rencier au travers de distinctions sur la qualité de la viande est aussi une solution pour
diversifier l'offre et augmenter la valeur ajoutée de la viande bovine.

Il a été montré (section 1.1.1) que les indicateurs de qualité et de performance sont
825 nombreux et peuvent parfois être antagonistes. Il est donc nécessaire de tenir compte du
lien entre les indicateurs cibles afin d'estimer les niveaux qui peuvent être atteints pour
chacun d'eux et le cas échéant choisir entre plusieurs compromis. L'hypothèse soutenue
dans cette thèse est que la meilleure manière d'étudier ce lien est en observant les relations
entre les indicateurs et un ensemble de leviers de production. Les leviers comme les indi-
830 cateurs sont nombreux et la combinaison des deux rend le travail de synthèse complexe.
Il semble donc indispensable de créer un outil permettant d'intégrer les liens entre leviers
de production et les indicateurs afin d'identifier les différents compromis possibles.

1.3.2 Modélisation mathématique de l'approche

Pour pouvoir maximiser plusieurs indicateurs simultanément et ainsi rechercher ma-
835 thématiquement tous les compromis possibles, l'approche développée consiste à résoudre
un problème d'optimisation multi-objectifs. Ce type d'approche est utilisé dans d'autres
champs d'ingénierie pour optimiser des processus industriels (Resat et Unsal, 2019) ou

des itinéraires techniques de production (Banasik *et al.*, 2017) sur plusieurs indicateurs objectifs.

840 Pour poser le problème d’optimisation tel qu’il sera étudié par la suite, il convient de définir les notations qui serviront de passerelles entre la réalité du terrain et le modèle mathématique.

Le décideur

Le décideur est la personne ou l’entité commanditaire de l’étude chargée de formuler son cahier des charges. Il peut être un label, un industriel ou toute autre personne/entité 845 souhaitant mettre en place des pratiques d’élevage et de transformation de la viande bovine dans le but d’atteindre des performances bovines ou une qualité de produit fixées *a priori*.

La variable de décision

850 La variable de décision est un vecteur \mathbf{x} de dimension d qui porte, sur chacune de ses composantes, l’information concernant la modalité ou la valeur prise pour chacun des d leviers modélisés. Cette variable de décision représente donc l’ensemble des pratiques d’élevage (race, alimentation, etc.) et des procédures de transformation (durée de maturation, température de cuisson, etc.). La liste exhaustive des pratiques et procédures 855 qui pourront être modélisées sera détaillée dans le chapitre 3 car dépendante, en plus des impacts potentiels sur les indicateurs qui ont été décrits (section 1.1.2), des données disponibles.

Les fonctions objectifs

Une fonction objectif $f_j(\mathbf{x})$ modélise le lien entre l’objectif de qualité/performance j 860 que le décideur souhaite maximiser et la variable de décision \mathbf{x} . Dans ce travail, le nombre de fonctions objectif est supérieur à deux pour qu’il y ait effectivement une recherche de compromis par le biais de l’utilisation de l’optimisation multi-objectifs.

Les contraintes du problème

Les contraintes du problème sont des exigences strictes formulées par le décideur. Cela 865 peut être une injonction pour assurer une durée minimum de finition ou une obligation portant sur le choix de la race. Le premier exemple est une contrainte k d’inégalité que nous formaliserons par $g_k(\mathbf{x}) \leq 0$. Le second est une contrainte k d’égalité que nous for-

maliserons par $h_k(\mathbf{x}) = 0$.

870 Dans ce chapitre nous avons d'abord explicité les différents indicateurs de
qualité et de performance de production qui permettent de mesurer la satisfac-
tion de diverses attentes des consommateurs et des autres acteurs de la filière
viande bovine. Il a ensuite été montré que la variation de ces indicateurs est
875 liée aux différences génétiques entre les animaux, la manière de les conduire,
notamment le pilotage de leur finition, ainsi que les différentes modalités de
transformation des carcasses après la mort de l'animal. La segmentation des
produits de viande bovine a ensuite été brièvement détaillée dans le but de
présenter la nouvelle stratégie de montée en gamme que souhaite mettre en
place la filière pour créer davantage de valeur ajoutée. Pour cela, la filière peut
880 s'appuyer sur des cahiers des charges afin de certifier aux consommateurs un
niveau de qualité supérieure des produits. La conception de ces cahiers des
charges en vue d'améliorer la qualité intrinsèque des produits nécessite cepen-
dant de comprendre comment les indicateurs de qualité sont liés les uns aux
autres. La nature de cette relation étant variable, il a été expliqué qu'il semble
885 préférable de modéliser le lien entre les leviers de production et les indicateurs
de qualité pour intégrer de manière globale les antagonismes entre indicateurs.
Le modèle d'optimisation multi-objectifs permettant de mettre en évidence les
compromis entre plusieurs indicateurs va maintenant être détaillé.

Bibliographie

- 890 Abete, I., Romaguera, D., Vieira, A. R., de Munain, A. L. et Norat, T. (2014). Association
between total, processed, red and white meat consumption and all-cause, CVD and IHD
mortality : a meta-analysis of cohort studies, *British Journal of Nutrition* **112**(5) : 762–
775.
- Albertí, P., Panea, B., Sañudo, C., Olleta, J. L., Ripoll, G., Ertbjerg, P., Christensen,
895 M., Gigli, S., Failla, S. et Concetti, S. (2008). Live weight, body size and carcass
characteristics of young bulls of fifteen European breeds, *Livestock Science* **114**(1) : 19–
30.
- Arenas de Moreno, L., Jerez-Timaure, N., Valerio Hernández, J., Huerta-Leidenz, N. et
Rodas-González, A. (2020). Attitudinal determinants of beef consumption in venezuela :
900 A retrospective survey, *Foods* **9**(2) : 202.

- Arroyo, C., Lascorz, D., O'Dowd, L., Noci, F., Arimi, J. et Lyng, J. G. (2015). Effect of pulsed electric field treatments at various stages during conditioning on quality attributes of beef longissimus thoracis et lumborum muscle, *Meat Science* **99** : 52–59.
- Aubry, C. et Chiffolleau, Y. (2009). Le développement des circuits courts et l'agriculture péri-urbaine : histoire, évolution en cours et questions actuelles, *Innovations agronomiques* **5** : 53–67.
- Aurand, J.-M. et Vindel, B. (2007). Les exploitations de bovins-viande : une tendance à l'extensification|Agreste, la statistique agricole, *ISSN 1275-7535 29*, Agreste.
URL: <https://agreste.agriculture.gouv.fr/agreste-web/disaron/Nes29A2/detail/>
- 910 Banasik, A., Kanellopoulos, A., Claassen, G. D. H., Bloemhof-Ruwaard, J. M. et van der Vorst, J. G. (2017). Closing loops in agricultural supply chains using multi-objective optimization : A case study of an industrial mushroom supply chain, *International Journal of Production Economics* **183** : 409–420.
- Banović, M., Grunert, K. G., Barreira, M. M. et Fontes, M. A. (2009). Beef quality perception at the point of purchase : A study from Portugal, *Food quality and preference* 915 **20**(4) : 335–342.
- Barragán-Hernández, W., Dugan, M. E., Aalhus, J. L., Penner, G., Vahmani, P., López-Campos, , Juárez, M., Segura, J., Mahecha-Ledesma, L. et Prieto, N. (2021). Effect of Feeding Barley, Corn, and a Barley/Corn Blend on Beef Composition and End-Product 920 Palatability, *Foods* **10**(5) : 977.
- Bekhit, A. E.-D. A., van de Ven, R., Fahri, F. et Hopkins, D. L. (2014). Effect of pulsed electric field treatment on cold-boned muscles of different potential tenderness, *Food and Bioprocess Technology* **7**(11) : 3136–3146.
- Bender, A. (1992). Meat and meat products in human nutrition in developing countries.
- 925 Berri, C., Picard, B., Lebret, B., Andueza, D., Lefèvre, F., Bihan-Duval, L., Beauclercq, S., Chartrin, P., Vautier, A. et Legrand, I. (2019). Predicting the Quality of Meat : Myth or Reality ?, *Foods* **8**(10) : 436.
- Bogdanowicz, J., Cierach, M. et Żmijewski, T. (2018). Effects of aging treatment and freezing/thawing methods on the quality attributes of beef from Limousin x Holstein- 930 Friesian and Hereford x Holstein-Friesian crossbreeds, *Meat science* **137** : 71–76.

- Bonny, S. P. F., Hocquette, J.-F., Pethick, D. W., Legrand, I., Wierzbicki, J., Allen, P., Farmer, L. J., Polkinghorne, R. J. et Gardner, G. E. (2017). Willingness to pay for beef is highly transferrable between different consumer groups, *Advances in Animal Biosciences* **8**(s1) : s72–s75.
- 935 Bonny, S. P. F., Pethick, D. W., Legrand, I., Wierzbicki, J., Allen, P., Farmer, L. J., Polkinghorne, R. J., Hocquette, J.-F. et Gardner, G. E. (2016). European conformation and fat scores have no relationship with eating quality, *Animal* **10**(6) : 996–1006.
- Borgogno, M., Favotto, S., Corazzin, M., Cardello, A. V. et Piasentier, E. (2015). The role of product familiarity and consumer involvement on liking and perceptions of fresh
940 meat, *Food Quality and Preference* **44** : 139–147.
- Botreau, R., Winckler, C., Velarde, A., Dalmau, A., Butterworth, A., Keeling, L. J. et Veissier, I. (2013). Integration of data collected on farms or at slaughter to generate an overall assessment of animal welfare, *Improving farm animal welfare*, Springer, pp. 147–174.
- 945 Bourgeois, S. (2012). FranceAgriMer | Un plan pour accompagner la restructuration des abattoirs, *Réussir bovins viande* .
URL: <https://www.reussir.fr/bovins-viande/un-plan-pour-accompagner-la-restructuration-des-abattoirs>
- Bouvard, V., Loomis, D., Guyton, K., Grosse, Y., Ghissassi, F., Benbrahim-Tallaa, L.,
950 Guha, N., Mattock, H., Straif, K. et Corpet, D. (2015). Carcinogenicity of consumption of red and processed meat, *The Lancet Oncology* **16**(16) : 1599–1600.
- Brewer, S. et Novakofski, J. (2008). Consumer sensory evaluations of aging effects on beef quality, *Journal of Food Science* **73**(1) : S78–S82.
- Bruinsma, J. (2017). *World agriculture : towards 2015/2030 : an FAO study*, Routledge.
- 955 Bureš, D. et Bartoň, L. (2018). Performance, carcass traits and meat quality of Aberdeen Angus, Gascon, Holstein and Fleckvieh finishing bulls, *Livestock Science* **214** : 231–237.
- Caballero, D., Pérez-Palacios, T., Caro, A. et Antequera, T. (2021). Use of magnetic resonance imaging to analyse meat and meat products non-destructively, *Food Reviews International* pp. 1–17.
- 960 Calder, P. (2015). Functional roles of fatty acids and their effects on human health, *Journal of Parenteral and Enteral Nutrition* **39**(1S).

- Campbell, R. E., Hunt, M. C., Levis, P. et Chambers Iv, E. (2001). Dry-aging effects on palatability of beef longissimus muscle, *Journal of Food Science* **66**(2) : 196–199.
- 965 Campo, M. M., Sañudo, C., Panea, B., Alberti, P. et Santolaria, P. (1999). Breed type and ageing time effects on sensory characteristics of beef strip loin steaks, *Meat Science* **51**(4) : 383–390.
- Carpenter, C. E., Cornforth, D. P. et Whittier, D. (2001). Consumer preferences for beef color and packaging did not affect eating satisfaction, *Meat science* **57**(4) : 359–363.
- 970 Casabianca, F. (2018). Les viandes bovines sous signe de qualité et d'origine, *La chaîne de la viande bovine. Production, transformation, valorisation et consommation*, lavoisier edn, pp. 143–162.
- Cassignol, V. (2018). Facteurs déterminant la qualité sensorielle de la viande bovine : quelle importance de la race, *Viandes et Produits Carnés VPC-2018-34-1-5* .
- 975 Chambaz, A., Scheeder, M. R. L., Kreuzer, M. et Dufey, P.-A. (2003). Meat quality of Angus, Simmental, Charolais and Limousin steers compared at the same intramuscular fat content, *Meat science* **63**(4) : 491–500.
- Chatellier, V., Perrot, C., Beguin, E., Moraine, M. et Veysset, P. (2021). Compétitivité et emplois à la production dans les secteurs bovins français, *INRAE Productions Animales* **33**(4) : 261–282.
- 980 Chotteau, P. (2014). La filière viande bovine française, *Viandes & Produits Carnés* p. 1.
- Conanec, A., Campo, M., Richardson, I., Ertbjerg, P., Failla, S., Panea, B., Chavent, M., Saracco, J., Williams, J. L., Ellies-Oury, M. P. et Hocquette, J.-F. (2021). Has breed any effect on beef sensory quality?, *Livestock Science* **250** : 104548.
- 985 Conanec, A., Picard, B., Durand, D., Cantalapiedra-Hijar, G., Chavent, M., Denoyelle, C., Gruffat, D., Normand, J., Saracco, J. et Ellies-Oury, M.-P. (2019). New Approach Studying Interactions Regarding Trade-Off between Beef Performances and Meat Qualities, *Foods* **8**(6) : 197.
- 990 Corbin, C. H., O'Quinn, T. G., Garmyn, A. J., Legako, J. F., Hunt, M. R., Dinh, T. T. N., Rathmann, R. J., Brooks, J. C. et Miller, M. F. (2015). Sensory evaluation of tender beef strip loin steaks of varying marbling levels and quality treatments, *Meat Science* **100** : 24–31.

- Corcoran, K., Bernués, A., Manrique, E., Pacchioli, T., Baines, R. et Boutonnet, J. P. (2001). Current consumer attitudes towards lamb and beef in Europe, *Options Méditerranéennes* **46** : 75–79.
- 995 Cosgrove, M., Flynn, A. et Kiely, M. (2005). Consumption of red meat, white meat and processed meat in Irish adults in relation to dietary quality, *British Journal of Nutrition* **93**(6) : 933–942.
- Costa, P., Simões, J. A., Alves, S. P., Lemos, J. P. C., Alfaia, C. M., Lopes, P. A., Prates, J. A. M., Hocquette, J. F., Calkins, C. R. et Vleck, V. (2017). Beef palatability and
1000 its relationship with protein degradation and muscle fibre type profile in longissimus thoracis in Alentejana breed from divergent growth pathways, *animal* **11**(1) : 175–182.
- Couvreur, S., Le Bec, G., Micol, D. et Picard, B. (2019). Relationships between cull beef cow characteristics, finishing practices and meat quality traits of longissimus thoracis and rectus abdominis, *Foods* **8**(4) : 141.
- 1005 Czerwonka, M. et Tokarz, A. (2017). Iron in red meat—friend or foe, *Meat science* **123** : 157–165.
- Darrot, C., Maréchal, G. et Bréger, T. (2019). Les Projets Alimentaires Territoriaux en France : état des lieux et analyses, *Rapport*, 89p .
- de Bakker, E. et Dagevos, H. (2012). Reducing meat consumption in today’s consumer society : questioning the citizen-consumer gap, *Journal of Agricultural and Environmental Ethics* **25**(6) : 877–894.
1010
- Delaby, L., Dourmad, J.-Y., Béline, F., Lescoat, P., Faverdin, P., Fiorelli, J.-L., Vertès, F., Veysset, P., Morvan, T. et Parnaudeau, V. (2014). Origin, quantities and fate of nitrogen flows associated with animal production, *Advances in Animal Biosciences*
1015 **5**(s1) : 28–48.
- Delanoue, E., Dockès, A.-C., Chouteau, A., Roguet, C. et Philibert, A. (2018). Regards croisés entre éleveurs et citoyens français : vision des citoyens sur l’élevage et point de vue des éleveurs sur leur perception par la société, *INRAE Productions Animales* **31**(1) : 51–68.
- 1020 Descalzo, A. M., Insani, E. M., Biolatto, A., Sancho, A. M., García, P. T., Pensel, N. A. et Josifovich, J. A. (2005). Influence of pasture or grain-based diets supplemented with vitamin E on antioxidant/oxidative balance of Argentine beef, *Meat science* **70**(1) : 35–44.

- Diogon, D. (2016). La production de viande bovine souffre d'une segmentation de marché quasi inexistante, *www.lamontagne.fr* .
URL: https://www.lamontagne.fr/bourg-en-bresse-01000/actualites/la-production-de-viande-bovine-souffre-dune-segmentation-de-marche-quasi-inexistante_1771259/
- 1025 Egan, A. F., Ferguson, D. M. et Thompson, J. M. (2001). Consumer sensory requirements for beef and their implications for the Australian beef industry, *Australian Journal of Experimental Agriculture* **41**(7) : 855–859.
- 1030 Ellies-Oury, M.-P., Cantalapiedra-Hijar, G., Durand, D., Gruffat, D., Listrat, A., Micol, D., Ortigues-Marty, I., Hocquette, J.-F., Chavent, M. et Saracco, J. (2016). An innovative approach combining animal performances, nutritional value and sensory quality of meat, *Meat Science* **122** : 163–172.
- Ellies-Oury, M.-P., Durand, D., Listrat, A., Chavent, M., Saracco, J. et Gruffat, D. (2021). Certain relationships between Animal Performance, Sensory Quality and Nutritional Quality can be generalized between various experiments on animal of similar types, *Livestock Science* **250** : 104554.
- 1035 Enser, M., Hallett, K., Hewitt, B., Fursey, G. et Wood, J. (1996). Fatty acid content and composition of English beef, lamb and pork at retail, *Meat Science* **42**(4) : 443–456.
- Enser, M., Scollan, N. D., Choi, N. J., Kurt, E., Hallett, K. et Wood, J. D. (1999). Effect of dietary lipid on the content of conjugated linoleic acid (CLA) in beef muscle, *Animal Science* **69**(1) : 143–146.
- 1040 Fabbri, G., Giancesella, M., Gallo, L., Morgante, M., Contiero, B., Muraro, M., Boso, M. et Fiore, E. (2021). Application of Ultrasound Images Texture Analysis for the Estimation of Intramuscular Fat Content in the Longissimus Thoracis Muscle of Beef Cattle after Slaughter : A Methodological Study, *Animals* **11**(4) : 1117.
- FAO (1991). Protein quality evaluation, *Technical report*.
 1045 **URL:** <http://www.fao.org/docrep/013/t0501e/t0501e00.pdf>
- Faridnia, F., Ma, Q. L., Bremer, P. J., Burritt, D. J., Hamid, N. et Oey, I. (2015). Effect of freezing as pre-treatment prior to pulsed electric field processing on quality traits of beef muscles, *Innovative Food Science & Emerging Technologies* **29** : 31–40.
- 1050 Field, C., Blewett, H., Proctor, S. et Vine, D. (2009). Human health benefits of vaccenic acid, *Applied Physiology, Nutrition, and Metabolism* **34**(5) : 979–991.

- Fournie, S. (2016). *Construction sociotechnique et relationnelle d'une gouvernance alimentaire territoriale*, PhD Thesis, Institut agronomique, vétérinaire et forestier de France.
- FranceAgriMer (2018). Prospective filière viande bovine, *Technical Report 26*.
- FranceAgriMer (2020). La consommation de produits carnés en 2019, *Technical report*.
- 1055 futuribles international (2020). Crise de Covid-19 : scénarios à l'horizon fin 2021, *Technical report*.
- Gagaoua, M., Monteils, V. et Picard, B. (2019). Decision tree, a learning tool for the prediction of beef tenderness using rearing factors and carcass characteristics, *Journal of the Science of Food and Agriculture* **99**(3) : 1275–1283.
- 1060 Gagaoua, M., Picard, B. et Monteils, V. (2018). Associations among animal, carcass, muscle characteristics, and fresh meat color traits in Charolais cattle, *Meat science* **140** : 145–156.
- Gagaoua, M., Terlouw, E. M. C., Micol, D., Hocquette, J.-F., Moloney, A. P., Nuernberg, K., Bauchart, D., Boudjellal, A., Scollan, N. D. et Richardson, R. I. (2016). Sensory
1065 quality of meat from eight different types of cattle in relation with their biochemical characteristics, *Journal of Integrative Agriculture* **15**(7) : 1550–1563.
- Garcia, P. T., Pensel, N. A., Sancho, A. M., Latimori, N. J., Kloster, A. M., Amigone, M. A. et Casal, J. J. (2008). Beef lipids in relation to animal breed and nutrition in Argentina, *Meat science* **79**(3) : 500–508.
- 1070 Garmyn, A. J., Hilton, G. G., Mateescu, R. G., Morgan, J. B., Reecy, J. M., Tait Jr, R. G., Beitz, D. C., Duan, Q., Schoonmaker, J. P. et Mayes, M. S. (2011). Estimation of relationships between mineral concentration and fatty acid composition of longissimus muscle and beef palatability traits, *Journal of Animal Science* **89**(9) : 2849–2858.
- Gobert, M., Gruffat, D., Habeanu, M., Parafita, E., Bauchart, D. et Durand, D. (2010).
1075 Plant extracts combined with vitamin E in PUFA-rich diets of cull cows protect processed beef against lipid oxidation, *Meat Science* **85**(4) : 676–683.
- Gomes, C. L., Pflanzner, S. B., de Felício, P. E. et Bolini, H. M. A. (2014). Temporal changes of tenderness and juiciness of beef strip loin steaks, *LWT-Food Science and Technology* **59**(2) : 629–634.

- 1080 Gotoh, T., Nishimura, T., Kuchida, K. et Mannen, H. (2018). The Japanese Wagyu beef industry : current situation and future prospects—a review, *Asian-Australasian Journal of animal sciences* **31**(7) : 933.
- Green, R. et Miller, J. (2005). Vitamin B12 deficiency is the dominant nutritional cause of hyperhomocysteinemia in a folic acid-fortified population, *Clinical Chemistry and*
1085 *Laboratory Medicine (CCLM)* **43**(10) : 1048–1051.
- Grunert, K., Bredahl, L. et Brunso, K. (2004). Consumer perception of meat quality and implications for product development in the meat sector—a review, *Meat science* **66**(2) : 259–272.
- Guillemin, N. (2010). *Marqueurs protéiques de la tendreté de la viande bovine : étude*
1090 *prédictive et fonctionnelle*, PhD Thesis, Université Blaise Pascal-Clermont-Ferrand II.
- Guzek, D., Głabaska, D., Gutkowska, K. et Wierzbicka, A. (2016). Effect of carcass fat and conformation class on consumer perception of various grilled beef muscles, *Journal of food science and technology* **53**(10) : 3778–3786.
- Henchion, M. M., McCarthy, M. et Resconi, V. C. (2017). Beef quality attributes : A
1095 systematic review of consumer perspectives, *Meat science* **128** : 1–7.
- Henchion, M., McCarthy, M., Resconi, V. C. et Troy, D. (2014). Meat consumption : Trends and quality matters, *Meat science* **98**(3) : 561–568.
- Hervieu, B. (2002). La multifonctionnalité de l’agriculture : genèse et fondements d’une nouvelle approche conceptuelle de l’activité agricole, *Cahiers agricultures* **11**(6) : 415–
1100 419.
- Hill, R. A. et Ahola, J. K. (2012). 10 Feed Efficiency Interactions with Other Traits : Growth and Product Quality, *Feed efficiency in the beef industry* p. 145.
- Hornick, J.-L., Van Eenaeme, C., Gérard, O., Dufrasne, I. et Istasse, L. (2000). Mechanisms of reduced and compensatory growth, *Domestic animal endocrinology*
1105 **19**(2) : 121–132.
- Horrocks, L. et Yeo, Y. (1999). Health benefits of docosahexaenoic acid (DHA), *Pharmacological research* **40**(3) : 211–225.
- Huffman, K. L., Miller, M. F., Hoover, L. C., Wu, C. K., Brittin, H. C. et Ramsey, C. B. (1996). Effect of beef tenderness on consumer satisfaction with steaks consumed in the
1110 home and restaurant, *Journal of animal science* **74**(1) : 91–97.

- Interbev (2014). Avec le nouvel étiquetage au rayon libre-service des grandes et moyennes surfaces, la viande va enfin parler la même langue que vous!, *Technical report*.
- interbev (2017). Plan de la filière viande bovine française, *Technical report*.
- Interbev (2020). classementtria.pdf.
- 1115 **URL:** <https://interbev-bretagne.fr/wp-content/uploads/2020/12/classementria.pdf>
- Jeremiah, L. E., Dugan, M. E. R., Aalhus, J. L. et Gibson, L. L. (2003). Assessment of the chemical and cooking properties of the major beef muscles and muscle groups, *Meat Science* **65**(3) : 985–992.
- Jeremiah, L. E. et Gibson, L. L. (2003). The effects of postmortem product handling and
1120 aging time on beef palatability, *Food Research International* **36**(9-10) : 929–941.
- Jorquera-Chavez, M., Fuentes, S., Dunshea, F. R., Jongman, E. C. et Warner, R. D. (2019). Computer vision and remote sensing to assess physiological responses of cattle to pre-slaughter stress, and its impact on beef quality : A review, *Meat science* **156** : 11–22.
- 1125 Kanerva, M. (2013). Meat consumption in Europe : Issues, trends and debates.
- Keady, S. M., Waters, S. M., Hamill, R. M., Dunne, P. G., Keane, M. G., Richardson, R. I., Kenny, D. A. et Moloney, A. P. (2017). Compensatory growth in crossbred Aberdeen Angus and Belgian Blue steers : Effects on the colour, shear force and sensory characteristics of longissimus muscle, *Meat Science* **125** : 128–136.
- 1130 King, D. A., Wheeler, T. L., Shackelford, S. D. et Koohmaraie, M. (2009). Fresh meat texture and tenderness, *Improving the Sensory and Nutritional Quality of Fresh Meat*. JP Kerry and D. Ledward, ed. Woodhead Publ. Ltd., Cambridge, UK pp. 61–88.
- Koch, R., Swiger, L., Chambers, D. et Gregory, K. (1963). Efficiency of Feed Use in Beef Cattle 1, *Journal of animal science* **22**(2) : 486–494.
- 1135 Koohmaraie, M., Kent, M. P., Shackelford, S. D., Veiseth, E. et Wheeler, T. L. (2002). Meat tenderness and muscle growth : is there any relationship?, *Meat science* **62**(3) : 345–352.
- Laisney, C. (2020). Covid-19 et comportements alimentaires, *Futuribles* (4) : 83–88.
- Laisse, S., Baumont, R., Dusart, L., Gaudré, D., Rouillé, B., BeNOIT, M., VeYSSeT, P.,
1140 RéMOND, D. et PeYRAUD, J.-L. (2019). L'efficacité nette de conversion des aliments

par les animaux d'élevage : une nouvelle approche pour évaluer la contribution de l'élevage à l'alimentation humaine, *INRA Productions Animales* **31**(3) : 269–288.

- Lasseur, J., Bonaudo, T., Choisis, J.-P., Houdart, M., Napoleone, M., Tichit, M. et Dedieu, B. (2019). Élevage et territoires : quelles interactions et quelles questions ?, *INRA Prod. Anim* **32**(2) : 189–204.
- 1145 Lawrence, P., Kenny, D. A., Earley, B., Crews Jr, D. H. et McGee, M. (2011). Grass silage intake, rumen and blood variables, ultrasonic and body measurements, feeding behavior, and activity in pregnant beef heifers differing in phenotypic residual feed intake, *Journal of animal science* **89**(10) : 3248–3261.
- 1150 Leclercq, D., Nicaise, J. et Demeuse, M. (2004). Docimologie critique : des difficultés de noter des copies et d'attribuer des notes aux élèves.
- Lepetit, J. et Culioli, J. (1994). Mechanical properties of meat, *Meat Science* **36**(1-2) : 203–237.
- Liu, J., Ellies-Oury, M.-P., Chriki, S., Legrand, I., Pogorzelski, G., Wierzbicki, J., Farmer, L., Troy, D., Polkinghorne, R. et Hocquette, J.-F. (2020). Contributions of tenderness, juiciness and flavor liking to overall liking of beef in Europe, *Meat science* **168** : 108190.
- 1155 Machiels, D., Istasse, L. et van Ruth, S. M. (2004). Gas chromatography-olfactometry analysis of beef meat originating from differently fed Belgian Blue, Limousin and Aberdeen Angus bulls, *Food Chemistry* **86**(3) : 377–383.
- 1160 Mancini, R. A. et Hunt, M. (2005). Current research in meat color, *Meat science* **71**(1) : 100–121.
- Mann, N. (2007). Meat in the human diet : An anthropological perspective, *Nutrition & Dietetics* **64** : S102–S107.
- Maughan, C., Tansawat, R., Cornforth, D., Ward, R. et Martini, S. (2012). Development of a beef flavor lexicon and its application to compare the flavor profile and consumer acceptance of rib steaks from grass-or grain-fed cattle, *Meat science* **90**(1) : 116–121.
- 1165 May, S. G., Dolezal, H. G., Gill, D. R., Ray, F. K. et Buchanan, D. S. (1992). Effect of days fed, carcass grade traits, and subcutaneous fat removal on postmortem muscle characteristics and beef palatability, *Journal of animal science* **70**(2) : 444–453.
- 1170 McCarthy, S. N., Henchion, M., White, A., Brandon, K. et Allen, P. (2017). Evaluation of beef eating quality by Irish consumers, *Meat science* **132** : 118–124.

- Mezgebo, G. B., Monahan, F. J., McGee, M., O’Riordan, E. G., Marren, D., Listrat, A., Picard, B., Richardson, R. I. et Moloney, A. P. (2019). Extending the grazing period for bulls, prior to finishing on a concentrate ration : composition, collagen structure and organoleptic characteristics of beef, *Foods* **8**(7) : 278.
- 1175
- Mezgebo, G. B., Monahan, F. J., McGee, M., O’riordan, E. G., Picard, B., Richardson, R. I. et Moloney, A. P. (2017). Biochemical and organoleptic characteristics of muscle from early and late maturing bulls in different production systems, *animal* **11**(9) : 1636–1644.
- 1180 Miller, R. (2020). Drivers of consumer liking for beef, pork, and lamb : A review, *Foods* **9**(4) : 428.
- Mir, P. S., Mir, Z., Kuber, P. S., Gaskins, C. T., Martin, E. L., Dodson, M. V., Elias Calles, J. A., Johnson, K. A., Busboom, J. R. et Wood, A. J. (2002). Growth, carcass characteristics, muscle conjugated linoleic acid (CLA) content, and response to intravenous glucose challenge in high percentage Wagyu, Wagyu × Limousin, and Limousin steers fed sunflower oil-containing diets, *Journal of Animal Science* **80**(11) : 2996–3004.
- 1185
- Mir, Z., Paterson, L. J. et Mir, P. S. (2000). Fatty acid composition and conjugated linoleic acid content of intramuscular fat in crossbred cattle with and without Wagyu genetics fed a barley-based diet, *Canadian Journal of Animal Science* **80**(1) : 195–197.
- 1190 Monteils, V., Sibra, C., Ellies-Oury, M.-P., Botreau, R., De la Torre, A. et Laurent, C. (2017). A set of indicators to better characterize beef carcasses at the slaughterhouse level in addition to the EUROP system, *Livestock Science* **202** : 44–51.
- Mottram, D. S. (1998). Flavour formation in meat and meat products : a review, *Food chemistry* **62**(4) : 415–424.
- 1195 Mozaffarian, D., Aro, A. et Willett, W. C. (2009). Health effects of trans-fatty acids : experimental and observational evidence, *European journal of clinical nutrition* **63**(2) : S5–S21.
- Mylan, J. (2018). Sustainable consumption in everyday life : A qualitative study of UK consumer experiences of meat reduction, *Sustainability* **10**(7) : 2307.
- 1200 Nielsen, M. K., MacNeil, M. D., Dekkers, J. C. M., Crews Jr, D. H., Rathje, T. A., Enns, R. M. et Weaber, R. L. (2013). Life-cycle, total-industry genetic improvement of feed efficiency in beef cattle : Blueprint for the Beef Improvement Federation, *The Professional Animal Scientist* **29**(6) : 559–565.

- 1205 Nozieres-Petit, M.-O., Baritiaux, V., Couzy, C., Dervillé, M., Perrot, C., Sans, P. et You, G. (2018). Transformations des filières françaises de produits carnés et laitiers : la place des éleveurs en question Transformations of the French meat and dairy product sectors : the role of breeders, *INRA Productions Animales* **31**(1) : 69–82.
- Nuernberg, K. (2009). Optimising the nutritional profile of beef., *Improving the sensory and nutritional quality of fresh meat* pp. 321–341.
- 1210 Nuernberg, K., Dannenberger, D., Nuernberg, G., Ender, K., Voigt, J., Scollan, N. D., Wood, J. D., Nute, G. R. et Richardson, R. I. (2005). Effect of a grass-based and a concentrate feeding system on meat quality characteristics and fatty acid composition of longissimus muscle in different cattle breeds, *Livestock Production Science* **94**(1-2) : 137–147.
- 1215 Oakes, M. E. et Slotterback, C. S. (2005). Too good to be true : dose insensitivity and stereotypical thinking of foods' capacity to promote weight gain, *Food Quality and Preference* **16**(8) : 675–681.
- OCDE (2021). Agricultural output - Meat consumption - OECD Data.
URL: <http://data.oecd.org/agroutput/meat-consumption.htm>
- 1220 O'Quinn, T. G., Brooks, J. C., Polkinghorne, R. J., Garmyn, A. J., Johnson, B. J., Starkey, J. D., Rathmann, R. J. et Miller, M. F. (2012). Consumer assessment of beef strip loin steaks of varying fat levels, *Journal of Animal Science* **90**(2) : 626–634.
- O'sullivan, M. G., Byrne, D. V., Martens, H., Gidskehaug, L. H., Andersen, H. J. et Martens, M. (2003). Evaluation of pork colour : prediction of visual sensory quality of
1225 meat from instrumental and computer vision methods of colour analysis, *Meat science* **65**(2) : 909–918.
- Palmer, C. (2011). The demand for meat and patterns of consumption : an introductory guide., *Nutrition and climate change : major issues confronting the meat industry. Proceedings of the Langford Food Industry Conference, Langford, Bristol, UK, 30 June-
1230 1 July, 2010*, Nottingham University Press, pp. 139–157.
- Pereira, P. et Vicente, A. (2013). Meat nutritional composition and nutritive role in the human diet, *Meat Science* **93**(3) : 586–592.
- Picard, B. et Gagaoua, M. (2019). Meta-proteomics for the discovery of protein biomarkers of beef tenderness : an overview of integrated studies, *Food Research International*
1235 p. 108739.

- Picard, B., Gagaoua, M., Al-Jammas, M., De Koning, L., Valais, A. et Bonnet, M. (2018). Beef tenderness and intramuscular fat proteomic biomarkers : muscle type effect, *PeerJ* **6** : e4891.
- Pinson, V. (2017). Consommation | Viandes racées : vendre une histoire, *Les Marchés : le média des acheteurs et vendeurs de produits alimentaires* .
1240 **URL**: <https://www.reussir.fr/lesmarches/viandes-racees-vendre-une-histoire>
- Pogorzelska-Przybylek, P., Nogalski, Z., Sobczuk-Szul, M., Purwin, C. et Momot, M. (2018). Carcass characteristics of grass-fed crossbred bulls and steers slaughtered at two different ages, *Canadian Journal of Animal Science* **98**(2) : 376–385.
- 1245 Polkinghorne, R. J., Philpott, J., Perovic, J., Lau, J., Davies, L., Mudannayake, W., Watson, R., Tarr, G. et Thompson, J. M. (2018). The effect of packaging on consumer eating quality of beef, *Meat science* **142** : 59–64.
- Polkinghorne, R. et Thompson, J. (2010). Meat standards and grading : A world view, *Meat science* **86**(1) : 227–235.
- 1250 Polkinghorne, R., Thompson, J., Watson, R., Gee, A. et Porter, M. (2008). Evolution of the Meat Standards Australia (MSA) beef grading system, *Australian Journal of Experimental Agriculture* **48**(11) : 1351–1359.
- Ponnampalam, E. N., Hopkins, D. L., Bruce, H., Li, D., Baldi, G. et Bekhit, A. E.-d. (2017). Causes and contributing factors to “dark cutting” meat : Current trends and
1255 future directions : A review, *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety* **16**(3) : 400–430.
- Priolo, A., Micol, D. et Agabriel, J. (2001). Effects of grass feeding systems on ruminant meat colour and flavour. A review, *Animal Research* **50**(3) : 185–200.
- Purslow, P. P. (2005). Intramuscular connective tissue and its role in meat quality, *Meat*
1260 *science* **70**(3) : 435–447.
- Raes, K., Balcaen, A., Dirinck, P., De Winne, A., Claeys, E., Demeyer, D. et De Smet, S. (2003). Meat quality, fatty acid composition and flavour analysis in Belgian retail beef, *Meat science* **65**(4) : 1237–1246.
- Ramony, L.-M., Monniot, C., Milet, G. et Buczinski, B. (2019). Où va le boeuf?, *Technical report*, IDELE.
1265

- Resat, H. G. et Unsal, B. (2019). A novel multi-objective optimization approach for sustainable supply chain : A case study in packaging industry, *Sustainable Production and Consumption* **20** : 29–39.
- 1270 Resconi, V. C., Campo, M. M., i Furnols, M. F., Montossi, F. et Sañudo, C. (2010). Sensory quality of beef from different finishing diets, *Meat Science* **86**(3) : 865–869.
- Ripoll, G., Albertí, P., Panea, B., Failla, S., Hocquette, J. F., Dunner, S., Sanudo, C., Olleta, J. L., Christensen, M. et Ertbjerg, P. (2018). Colour variability of beef in young bulls from fifteen European breeds, *International Journal of Food Science & Technology* **53**(12) : 2777–2785.
- 1275 Ritzenthaler, A. (2016). Les circuits de distribution des produits alimentaires, *Technical report*, CESE.
- Robinson, D. L. et Oddy, V. H. (2004). Genetic parameters for feed efficiency, fatness, muscle area and feeding behaviour of feedlot finished beef cattle, *Livestock production science* **90**(2-3) : 255–270.
- 1280 Rodriguez-Herrera, M., Khatri, Y., Marsh, S. P., Posri, W. et Sinclair, L. A. (2018). Feeding microalgae at a high level to finishing heifers increases the long-chain n-3 fatty acid composition of beef with only small effects on the sensory quality, *International Journal of Food Science & Technology* **53**(6) : 1405–1413.
- Roudart, L. et Requier-desjardins, D. (2019). Les circuits courts alimentaires. Regards croisés entre l’Amérique latine et l’Europe occidentale : Economie rurale, *Technical report*, ULB–Université Libre de Bruxelles.
- 1285 Rouge, A. C. L. (2016). cahier-des-charges-tendre-charolais.pdf.
URL: <https://www.boucherie-clavel.fr/wp-content/uploads/2016/07/cahier-des-charges-tendre-charolais.pdf>
- 1290 Rødbotten, M., Kubberød, E., Lea, P. et Ueland, (2004). A sensory map of the meat universe. Sensory profile of meat from 15 species, *Meat Science* **68**(1) : 137–144.
- Sahar, A., Allen, P., Sweeney, T., Cafferky, J., Downey, G., Cromie, A. et Hamill, R. (2019). Online Prediction of Physico-Chemical Quality Attributes of Beef Using Visible—Near-Infrared Spectroscopy and Chemometrics, *Foods* **8**(11) : 525.
- 1295 Salem, N. et Pawlosky, R. (1994). Health policy aspects of lipid nutrition and early development, *Fatty Acids And Lipids : Biological Aspects*, Vol. 75, Karger Publishers, pp. 46–51.

- Santos, D., Monteiro, M. J., Voss, H.-P., Komora, N., Teixeira, P. et Pintado, M. (2021). The most important attributes of beef sensory quality and production variables that can affect it : a review, *Livestock Science* p. 104573.
- 1300
- Schenkel, F. S., Miller, S. P. et Wilton, J. W. (2004). Genetic parameters and breed differences for feed efficiency, growth, and body composition traits of young beef bulls, *Canadian Journal of Animal Science* **84**(2) : 177–185.
- Silva, L. H., Paulino, P. V., Assis, G. J., Assis, D. E., Estrada, M. M., Silva, M. C., Silva, J. C., Martins, T. S., Valadares Filho, S. C. et Paulino, M. F. (2017). Effect of post-weaning growth rate on carcass traits and meat quality of Nellore cattle, *Meat Science* **123** : 192–197.
- 1305
- Simopoulos, A. (2002). Omega-3 fatty acids in inflammation and autoimmune diseases, *Journal of the American College of nutrition* **21**(6) : 495–505.
- 1310
- Simopoulos, A. (2008). The importance of the omega-6/omega-3 fatty acid ratio in cardiovascular disease and other chronic diseases, *Experimental biology and medicine* **233**(6) : 674–688.
- Simopoulos, A. P. (2016). An increase in the omega-6/omega-3 fatty acid ratio increases the risk for obesity, *Nutrients* **8**(3) : 128.
- 1315
- Sitz, B. M., Calkins, C. R., Feuz, D. M., Umberger, W. J. et Eskridge, K. M. (2005). Consumer sensory acceptance and value of domestic, Canadian, and Australian grass-fed beef steaks, *Journal of Animal Science* **83**(12) : 2863–2868.
- Stella, S., Bernardi, C. et Tirloni, E. (2018). Influence of skin packaging on raw beef quality : a review, *Journal of Food Quality* **2018**.
- 1320
- Szakály, Z., Szente, V., Kövér, G., Polereczki, Z. et Szigeti, O. (2012). The influence of lifestyle on health behavior and preference for functional foods, *Appetite* **58**(1) : 406–413.
- Tavoularis, G. et Sauvage, E. (2018). Les nouvelles générations transforment la consommation de viande, *ISSN 0295-9976 300*, Credoc.
- 1325
- URL:** <https://www.credoc.fr/publications/les-nouvelles-generations-transforment-la-consommation-de-viande>
- Teixeira, R. F., Proenca, V., Crespo, D., Valada, T. et Domingos, T. (2015). A conceptual framework for the analysis of engineered biodiverse pastures, *Ecological Engineering* **77** : 85–97.

- 1330 Touraille, C. (1994). Effect of muscle characters on organoleptic traits in meat, *Renc Rech Ruminants* **1** : 169–175.
- Turhan, S., Altunkaynak, T. et Yazici, F. (2004). A note on the total and heme iron contents of ready-to-eat doner kebabs, *Meat science* **67**(2) : 191–194.
- van Otterloo, A. (2013). Healthy, safe and sustainable : Consumers and the public de-
1335 bate on food in Europe and the Netherlands since 1945, *Food Practices in Transition*, Routledge, pp. 80–105.
- van Zanten, H. H., Mollenhorst, H., Klootwijk, C. W., van Middelaar, C. E. et de Boer, I. J. (2016). Global food supply : land use efficiency of livestock systems, *The International Journal of Life Cycle Assessment* **21**(5) : 747–758.
- 1340 Velik, M., , Steinwidder, A., Frickh, J., Ibi, G. et Kolbe-Romer, A. (2008). Effect of ration, sex, and breed on carcass performance and meat quality of cattle from suckler cow systems, 80, *Zuchtungskunde*, pp. 378–388.
- Verbeke, W., Pérez-Cueto, F., de Barcellos, M., Krystallis, A. et Grunert, K. (2010). European citizen and consumer attitudes and preferences regarding beef and pork,
1345 *Meat science* **84**(2) : 284–292.
- Vicentini, A., Liberatore, L. et Mastrocola, D. (2016). Functional foods : trends and development of the global market., *Italian Journal of Food Science* **28**(2).
- Vorst, K., Shivalingaiah, N., Brenes, A. L. M., Coleman, S., Mendonça, A., Brown, J. W. et Shaw, A. (2018). Effect of display case cooling technologies on shelf-life of beef and
1350 chicken, *Food Control* **94** : 56–64.
- Warner, R. D., Dunshea, F. R., Gutzke, D., Lau, J. et Kearney, G. (2014). Factors influencing the incidence of high rigor temperature in beef carcasses in Australia, *Animal Production Science* **54**(4) : 363–374.
- Warner, R. D., Ferguson, D. M., Cottrell, J. J. et Knee, B. W. (2007). Acute stress induced
1355 by the preslaughter use of electric prodders causes tougher beef meat, *Australian Journal of Experimental Agriculture* **47**(7) : 782–788.
- Warner, R. D., Greenwood, P. L., Pethick, D. W. et Ferguson, D. M. (2010). Genetic and environmental effects on meat quality, *Meat science* **86**(1) : 171–183.

- 1360 Watson, R., GeeB, A., PolkinghorneC, R. et PorterD, M. (2008). Consumer assessment of eating quality–development of protocols for Meat Standards Australia (MSA) testing, *Australian Journal of Experimental Agriculture* **48** : 1360–1367.
- Webb, E. C. et Erasmus, L. J. (2013). The effect of production system and management practices on the quality of meat products from ruminant livestock, *South African Journal of Animal Science* **43**(3) : 413–423.
- 1365 Wheeler, T. L., Shackelford, S. D., Johnson, L. P., Miller, M. F., Miller, R. K. et Koohmaraie, M. (1997). A comparison of Warner-Bratzler shear force assessment within and among institutions, *Journal of animal science* **75**(9) : 2423–2432.
- Williams, C. (2000). Dietary fatty acids and human health, *Annales de Zootechnie* pp. 165–180.
- 1370 Williams, C. (2007). Nutritional composition of red meat, *Nutrition & Dietetics* .
- Wolk, A. (2017). Potential health hazards of eating red meat, *Journal of internal medicine* **281**(2) : 106–122.
- Wood, J. D., Richardson, R. I., Nute, G. R., Fisher, A. V., Campo, M. M., Kasapidou, E., Sheard, P. R. et Enser, M. (2004). Effects of fatty acids on meat quality : a review, 1375 *Meat science* **66**(1) : 21–32.
- Wood, J. et Enser, M. (2017). Manipulating the Fatty Acid Composition of Meat to Improve Nutritional Value and Meat Quality, *New Aspects of Meat Quality*, Elsevier, pp. 501–535.
- Wood, J., Enser, M., Richardson, R. et Whittington, F. (2008). Fatty acids in meat and 1380 meat products, *Fatty acids in foods and their health implications* pp. 87–107.

Chapitre 2

Optimisation multi-objectifs

Pour expliquer la notion d'optimisation, définissons d'abord deux espaces : l'espace de décision \mathcal{X} de dimension d et l'espace des objectifs \mathcal{Y} de dimension p . D'après notre
1385 problématique explicitée dans le chapitre précédent, l'espace de décisions est composé à la fois de variables continues, par exemple la quantité d'aliments ingérée par jour, et de variables discrètes, par exemple la race des animaux. À l'inverse, l'espace des objectifs n'est composé que de variables continues, par exemple la tendreté, ou de fonctions réelles, comme la minimisation de l'écart entre le poids de carcasse et un poids cible. L'espace
1390 des objectifs est donc inclus dans \mathbb{R}^p quand l'espace de décision prend ses valeurs dans $\mathbb{R}^{d_1} \times \{0, 1\}^{d_2}$, où d_1 est le nombre de variables continues et d_2 le nombre de variables binaires représentant les modalités des variables discrètes.

Définissons ensuite $\mathbf{f} : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}$ une fonction de lien entre l'espace de décision et l'espace des objectifs et l'on s'y référera par le nom de fonction objectif. \mathbf{f} peut aussi être définie comme un vecteur de fonctions objectifs univariées : $\mathbf{f} = (f_1, \dots, f_p)$ où $f_j : \mathcal{X} \rightarrow \mathcal{Y}^j$, $\forall j \in 1, \dots, p$. Lorsque le nombre d'objectifs $p = 1$, on dit que le problème d'optimisation est mono-objectif. Classiquement, l'optimisation peut se traiter soit sous la forme de la recherche soit d'un maximum, soit d'un minimum. Il est cependant très simple de transformer une fonction à maximiser en une fonction à minimiser en prenant son opposé :

$$\min f(\mathbf{x}) = \max -f(\mathbf{x}). \quad (2.1)$$

Dans un souci de simplicité des notations, il a donc été choisi de présenter le problème d'optimisation sous la forme d'une maximisation, celle-ci étant plus intuitive compte tenu
1395 du nom des fonctions que nous disons être des "objectifs" à maximiser et non des "coûts" à minimiser. La résolution du problème d'optimisation revient donc à chercher le vecteur de décision \mathbf{x}^* permettant d'obtenir la valeur maximale de f , noté y^* :

$$y^* = \max_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} f(\mathbf{x}) \quad (2.2)$$

$$\mathbf{x}^* = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} f(\mathbf{x}). \quad (2.3)$$

Dans ce chapitre, les spécificités des problèmes d'optimisation multi-objectifs seront d'abord détaillées afin d'évoquer les deux principales manières d'aborder la résolution du problème : la transformation en problèmes mono-objectif ou la définition d'un ordre partiel entre vecteurs appartenant à \mathbb{R}^p . Une revue des principales méthodes de résolution d'un problème d'optimisation multi-objectifs est ensuite établie, en rappelant que le choix de l'algorithme de recherche est lié à la nature et la complexité du problème et que ce choix peut être objectivé par des indicateurs de qualité et d'efficacité de calcul. Puis les algorithmes évolutionnaires ayant été choisis pour résoudre le problème d'optimisation, les différentes stratégies d'implémentation de ceux-ci sont discutées. Enfin, les choix d'implémentation de l'algorithme de recherche et l'optimisation de ses paramètres sont présentés en dernière partie.

2.1 Spécificité des problèmes d'optimisation multi-objectifs

Lorsque $p > 1$ le problème d'optimisation devient multi-objectifs et sa résolution est plus complexe puisqu'il n'existe pas d'ordre canonique dans \mathbb{R}^p , comme il en existe dans \mathbb{R} , permettant de comparer deux images de \mathbf{f} . Pour reprendre les deux exemples précédents, il n'est pas assuré que le vecteur de décision permettant d'obtenir une tendreté maximale, minimise dans le même temps l'écart du poids de carcasse à la valeur cible. En général, pour améliorer la valeur optimale d'un objectif, il est nécessaire de "sacrifier" le ou les autre(s) objectif(s). Un choix doit donc être arbitré selon les préférences du décideur pour une solution plutôt qu'une autre : c'est la notion de compromis. Deux grands types de stratégie se distinguent alors sur la manière de traiter ces préférences. La première stratégie cherche à transformer le problème d'optimisation multi-objectifs en problème d'optimisation mono-objectif (2.2) en intégrant des informations sur les préférences du décideur dans la formulation du problème, on parle aussi de scalérisation (Miettinen, 2012). À l'inverse, la seconde stratégie repose sur la définition d'un ordre partiel entre deux vecteurs appartenant à l'espace des objectifs, le problème peut ainsi s'écrire (un peu abusivement) sous la forme

$$\max_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} \mathbf{f}(\mathbf{x}), \quad (2.4)$$

et il permet d'obtenir un ensemble de solutions : ce sont les différents compromis possibles.

2.1.1 La scalérisation d'un problème d'optimisation multi-objectifs

La stratégie de scalérisation du problème d'optimisation multi-objectifs est historiquement liée aux avancées importantes des techniques de résolution des problèmes d'optimisation mono-objectif. La reformulation la plus utilisée a alors été la méthode de la somme pondérée :

$$\mathbf{x}^* = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} \sum_{j=1}^p w_j f_j(\mathbf{x}), \quad (2.5)$$

où $w_j \in [0, 1]$ est le poids associé au $j^{\text{ème}}$ objectif et $\sum_j w_j = 1$. Cette méthode a l'avantage d'être très intuitive, facile à utiliser et permet, lorsque l'espace des objectifs est convexe, de trouver l'ensemble des compromis possibles en faisant varier les poids w_j . Cependant, de nombreux inconvénients existent. D'abord, il est nécessaire de normaliser les fonctions objectifs pour utiliser des poids compris entre 0 et 1. Ces poids w_j sont délicats à fixer, notamment lorsque l'on ignore la relation entre les objectifs. La sensibilité aux poids est parfois irrégulière : une même solution peut être atteinte malgré des poids différents par exemple. Lorsque le nombre d'objectifs augmente ($p > 2$), fixer les poids en restant cohérent est encore plus difficile. On notera toutefois qu'il existe des méthodes d'accompagnement comme l'Analytic Hierarchy Process (AHP) qui estime les w_j sur la base de préférences exprimées par paires entre chaque objectif (Saaty, 1990). Une matrice \mathbf{W} de dimension $p \times p$ permet de comparer un objectif de la ligne i à un objectif de la colonne j via un entier a compris entre 1 (pas de préférence entre les deux objectifs) et 9 (préférence absolue)

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_{ij} &= a; \mathbf{W}_{ji} = 1/a && \text{si } i \text{ préféré à } j \\ \mathbf{W}_{ji} &= a; \mathbf{W}_{ij} = 1/a && \text{si } j \text{ préféré à } i. \end{aligned} \quad (2.6)$$

Un exemple de cette matrice \mathbf{W} a été donné par Conanec *et al.* (2020) pour 3 objectifs de qualité de viande bovine (objectif 1 : le rapport ω_6/ω_3 ; objectif 2 : le persillé de la viande; objectif 3 : sa tendreté)

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1/4 \\ 1/2 & 1 & 1/3 \\ 4 & 3 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2.7)$$

À partir de cette matrice \mathbf{W} , il est possible de conclure que le décideur préfère la tendreté (objectif 3) vis-à-vis du rapport ω_6/ω_3 (objectif 1) (note de 4 et 1/4 en symétrie), la tendreté vis-à-vis du persillé (objectif 2) (note de 3), mais préfère le rapport ω_6/ω_3 au persillé (note de 2). On remarque d'ailleurs qu'il existe une petite contradiction, car le décideur exprime une préférence plus forte pour la tendreté vis-à-vis du rapport ω_6/ω_3 que vis-à-vis du persillé, mais exprime une préférence du rapport ω_6/ω_3 vis-à-vis du persillé malgré tout. Ces contradictions apparentes résultent parfois simplement d'une absence de transitivité entre les objectifs et peuvent être étudiées via l'utilisation d'indices de concordance (Figueira *et al.*, 2009). Néanmoins, ces contradictions ne gênent pas la méthode AHP pour le calcul des poids

$$w_j = \frac{\sum_{i=1}^p \mathbf{W}_{ij}}{\sum_{k=1}^p \mathbf{W}_{jk}} \quad (2.8)$$

Pour la matrice exemple \mathbf{W} fournie en (2.7), on obtient $\mathbf{w} = (0.22, 0.16, 0.62)$.

1450 Un dernier désavantage de la scalérisation d'un problème multi-objectifs par une somme pondérée se présente lorsque l'espace des objectifs n'est pas convexe. Peu importe les poids, un phénomène de compensation entre les objectifs ne permet pas d'atteindre toutes les solutions non dominées (selon la définition de pareto donnée (2.12)) ce qui rend certains compromis inatteignables (Figure 2.1).

1455 Pour pallier ce dernier problème, d'autres types de scalérisation existent comme la méthode des " ϵ -constraints" qui ne conserve qu'un objectif parmi les p et transforme les autres en contraintes

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^* &= \operatorname{argmax}_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} f_k(\mathbf{x}) \\ \text{sc. } &f_j(\mathbf{x}) \geq \epsilon_j, \forall j \in 1, \dots, p; j \neq k \end{aligned} \quad (2.9)$$

où ϵ_j est un seuil que doit atteindre $f_j(\mathbf{x})$ pour que \mathbf{x} soit considéré comme une solution réalisable. Tout en proposant une scalérisation du problème, cette formulation est plus flexible et s'adapte au cas non convexe (Figure 2.2 (a)). Néanmoins, fixer les seuils ϵ est encore plus délicat que de fixer les poids et nécessite une connaissance *a priori* assez bonne des limites de l'espace des objectifs. Parmi les nombreuses autres formulations alternatives, la méthode des métriques pondérées (Miettinen, 2012), et notamment celle

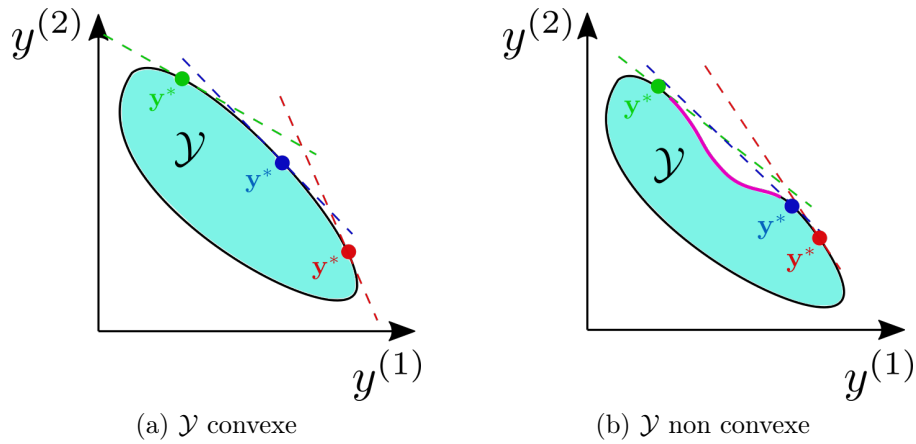


FIGURE 2.1 – Comparaison de la résolution d’un problème multi-objectifs avec la méthode de la somme pondéré sur un espace des objectifs \mathcal{Y} convexe (à gauche) et non convexe (à droite). Trois vecteurs de poids \mathbf{w} (différenciés par 3 couleurs) illustrent la capacité à atteindre différents compromis \mathbf{y}^* . Dans le cas non convexe, aucune droite en pointillé indiquant la pondération entre les deux objectifs ne permet d’atteindre la zone de compromis indiquée en rose.

de Tchebycheff, permet de minimiser la distance à un point idéal \mathbf{z}^* , on parle aussi du point de Nadir,

$$\mathbf{x}^* = \operatorname{argmax}_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} \left(\sum_{j=1}^p w_j |f_j(\mathbf{x}) - z_j^*|^q \right)^{(1/q)}, \quad (2.10)$$

où q est un paramètre entier prenant ses valeurs entre 1 et ∞ , $q = 2$ étant par exemple la norme euclidienne classique (Figure 2.2 (b)).

Présentant les avantages de la méthode des “ ϵ -constraints”, la méthode des métriques pondérées est plus facilement paramétrable. La méthode AHP permet d’accompagner le décideur pour fixer les w_j et une maximisation préalable de chaque objectif de manière indépendante permet d’obtenir \mathbf{z}^* , pour $j \in 1, \dots, p$:

$$z_j^* = \max_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} f_j(\mathbf{x}). \quad (2.11)$$

1460 En résumé, la reformulation du problème par les méthodes de scalérisation permet de
 retrouver une forme plus classique en optimisation et ainsi d’utiliser des algorithmes de
 recherche dont les travaux sont déjà avancés. Cependant, la résolution du problème per-
 met de ne trouver qu’une seule solution et il est donc nécessaire de résoudre N fois le
 problème avec des paramètres de préférences différents pour obtenir N compromis. Il a
 1465 été observé par ailleurs que le risque d’obtenir les mêmes solutions en modifiant les para-
 mètres de préférences est possible ce qui complexifie encore la tâche. Enfin, les méthodes

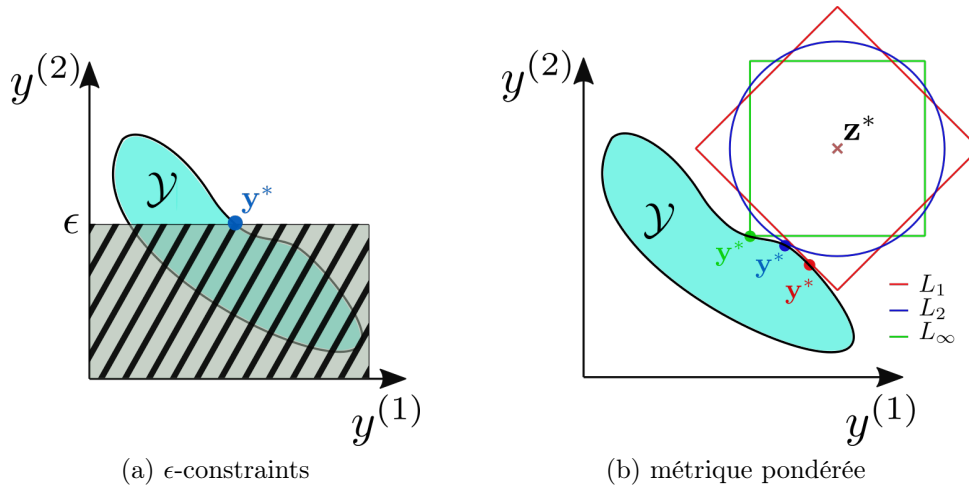


FIGURE 2.2 – Comparaison de la méthode des ϵ -constraints et de la métrique pondérée pour résoudre un problème d'optimisation multi-objectifs avec un espace des objectifs \mathcal{Y} non convexe. Dans l'illustration proposée pour la méthode des ϵ -constraints, seuls les vecteurs \mathbf{y} ayant une valeur supérieure à ϵ sur leur deuxième composante sont des solutions du problème : la maximisation de f_1 permet alors de trouver \mathbf{y}^* . Pour la méthode de la métrique pondérée, une solution \mathbf{y}^* différente est atteinte pour les trois normes illustrées : L_1 , L_2 , L_∞ .

de scalérisation nécessitent une définition des préférences du décideur *a priori*, ce qui n'est pas forcément trivial ou pratique en fonction de la complexité de l'espace des objectifs ou du manque d'expertise du décideur sur ses attentes.

1470 2.1.2 Définition d'un ordre partiel entre vecteurs de \mathbb{R}^p

À l'inverse, le deuxième type de stratégie ne modifie pas la formulation du problème, mais définit un rapport de dominance afin de comparer entre elles les solutions. Dans un contexte mono-objectif, ce rapport de dominance est très simple puisqu'il existe un ordre canonique dans \mathbb{R} . Un ordre partiel doit donc être défini sur \mathbb{R}^p , afin de comparer deux vecteurs entre eux. L'ordre partiel le plus utilisé est la dominance de Pareto, qui stipule qu'une solution \mathbf{x}' domine une autre solution \mathbf{x}'' (notée $\mathbf{x}' \succ \mathbf{x}''$ dans la suite) lorsque

$$\forall j \in \{1, \dots, p\}, f_j(\mathbf{x}') \geq f_j(\mathbf{x}'') \wedge \exists j \in \{1, \dots, p\}, f_j(\mathbf{x}') > f_j(\mathbf{x}''). \quad (2.12)$$

On remarque facilement que deux solutions peuvent être incomparables, $\mathbf{x}' \not\succeq \mathbf{x}''$, si par exemple $f_1(\mathbf{x}') > f_1(\mathbf{x}'')$ et $f_2(\mathbf{x}') < f_2(\mathbf{x}'')$. À partir de cette définition de la relation de dominance, la résolution d'un problème d'optimisation multi-objectifs nécessite de trouver l'ensemble des solutions qui ne sont dominées par aucune autre, ce que l'on définit aussi

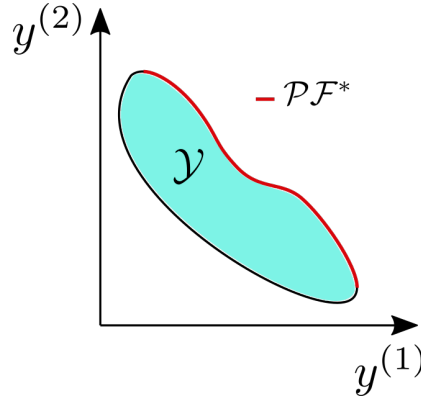


FIGURE 2.3 – L’ensemble de images des solutions non dominées (compromis) sont représentées par la courbe rouge dans l’espace des objectifs \mathcal{Y} : c’est le Front de Pareto (\mathcal{PF}^*).

comme l’optimalité de Pareto :

$$\mathcal{P}^* = \{\mathbf{x}^* \in \mathcal{X} \mid \nexists \mathbf{x} \in \mathcal{X} : \mathbf{x} \succ \mathbf{x}^*\}. \quad (2.13)$$

On notera que les solutions de \mathcal{P}^* sont incomparables entre elles par définition. L’image des solutions de cet ensemble dans l’espace des objectifs constitue l’ensemble des compromis parmi lesquels le décideur choisit et est appelé le front de Pareto

$$\mathcal{PF}^* = \{\mathbf{f}(\mathbf{x}^*) \mid \mathbf{x}^* \in \mathcal{P}^*\}, \quad (2.14)$$

illustré à la Figure 2.3.

En contraste avec les méthodes de scalérisation, cette définition d’un ordre partiel dans \mathbb{R}^p permet de trouver l’ensemble des points du front de Pareto, ou du moins N points de cet ensemble (selon l’algorithme de recherche), en une seule résolution. Cette stratégie ne nécessite pas non plus d’exprimer les préférences du décideur *a priori*. Pour choisir entre les N solutions retenues à l’optimalité, le décideur peut utiliser des méthodes plus sophistiquées que de simples pondérations linéaires afin de traduire des préférences parfois complexes, comme les méthodes de surclassement par exemple : ELECTRE (Roy, 1990) ou PROMETEE (Mareschal *et al.*, 1984).

2.2 Algorithme de recherche

La résolution d’un problème d’optimisation nécessite l’emploi d’un algorithme de recherche. Le choix de ce dernier est dépendant des propriétés du problème, celles-ci seront

détaillées dans une première partie. Parmi les grandes familles d’algorithmes disponibles, l’intérêt d’utiliser des algorithmes de recherche stochastique sera ensuite expliqué. Puis
1485 pour comparer les algorithmes entre eux, leurs différentes implémentations et le choix des hyper-paramètres, une discussion sur les indicateurs de qualité et d’efficacité de l’algorithme de recherche sera entreprise. Enfin, une brève revue des algorithmes utilisés en optimisation multi-objectifs sera exposée.

2.2.1 La difficulté du problème

1490 Peu importe la formulation du problème d’optimisation, l’utilisation d’algorithme de recherche pour la résolution est systématique. Une méthode naïve pourrait consister à estimer la valeur/vecteur objectif de toutes les solutions présentes dans l’espace de décision \mathcal{X} , mais cette méthode, que l’on peut qualifier de “force brute”, est très coûteuse en ressource de calcul et, dans une majorité des cas, impossible à mettre en place tant la
1495 dimension de l’espace de décision est grand. Cette méthode pourrait éventuellement être appliquée à un espace de décision discret avec un nombre de dimensions réduit afin de contenir le nombre total de combinaisons. Malgré des stratégies de recherche toujours plus intelligentes, la dimension de l’espace des solutions est donc un premier facteur bridant la résolution d’un problème d’optimisation. L’étude de la complexité algorithmique fait
1500 l’objet d’une discipline à part entière, on parle de théorie de la complexité (Wegener, 2005).

Il convient aussi de distinguer l’optimisation discrète de l’optimisation sur un espace de décision continu. En effet, la continuité de l’espace de décision permet d’utiliser des méthodes de descente de gradient qui guident la recherche. Lorsque l’espace de décision
1505 est discret, des algorithmes de type “branch and bound” (Tomazella et Nagano, 2020) s’appuient sur une heuristique pour explorer un arbre des solutions et élaguer de manière efficace des parties de l’espace, dont le faible potentiel, selon l’heuristique exclut que la solution s’y trouve. Néanmoins, c’est lorsque l’arbre, élagué au cours de la recherche, a été entièrement parcouru que l’algorithme s’arrête et il n’existe donc pas *a fortiori* de “guide”
1510 comme le gradient dans un espace continu.

Les propriétés de l’espace des objectifs doivent aussi être prises en compte dans le choix de l’algorithme. La dérivabilité de la fonction objectifs \mathbf{f} permet d’utiliser le gradient lorsque l’espace de décision est continu par exemple. En optimisation mono-objectif, la convexité de la fonction objectif facilite aussi beaucoup la recherche. En effet, cette
1515 propriété permet d’affirmer qu’il n’existe qu’un seul maximum local qui est donc le maximum global. À l’inverse, lorsque la fonction objectif n’est pas convexe et multimodale, l’algorithme de recherche peut se faire piéger dans un maximum local et converger vers

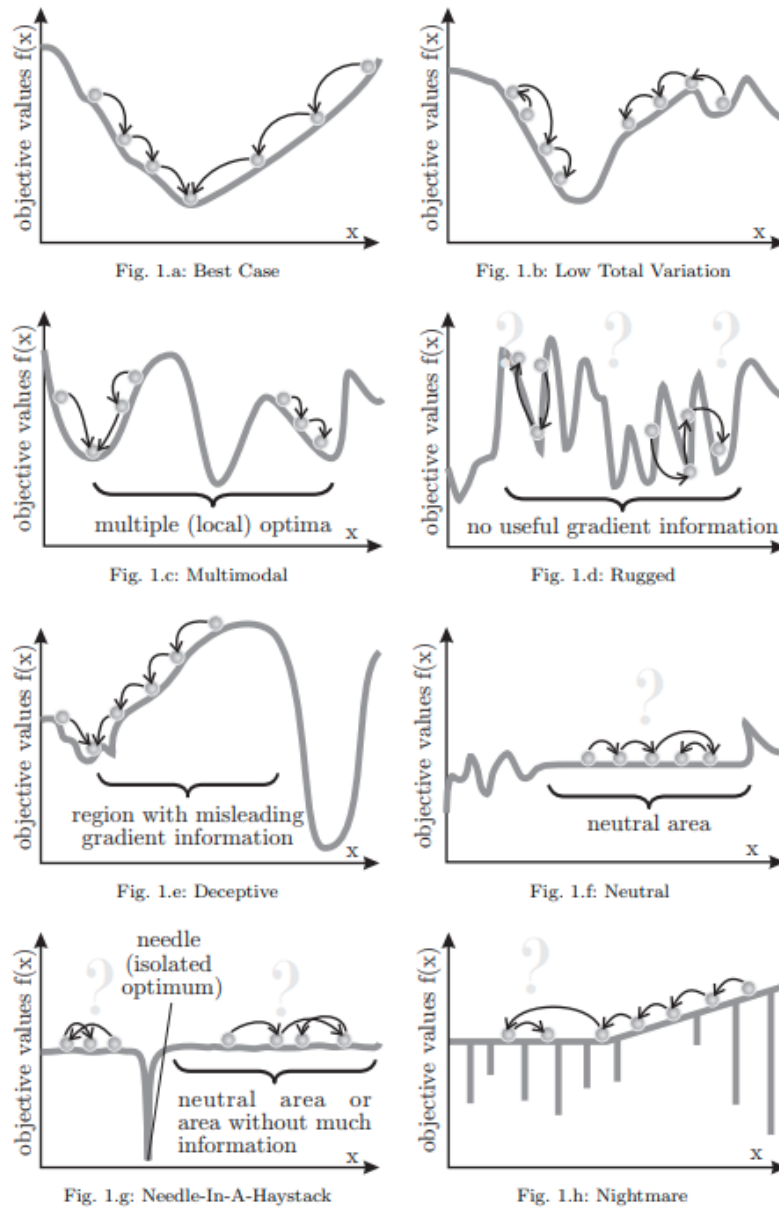


FIGURE 2.4 – Différentes situations de difficulté en fonction des propriétés de la fonction objectif dans un contexte de minimisation (Weise *et al.*, 2009)

une solution sous-optimale. La diversité des situations piègeuses (Figure 2.4) nécessite de mettre en place des stratégies d'exploration permettant d'échapper aux maxima locaux. Dans un algorithme de recherche, l'exploration traduit la capacité de l'algorithme à tester des solutions dans des zones pourtant peu prometteuses (Črepinšek *et al.*, 2013). Néanmoins, l'exploration de l'espace de recherche se réalise au détriment de l'exploitation de l'espace de recherche, c'est-à-dire la recherche de solutions dans les zones prometteuses identifiées.

1525 2.2.2 Une diversité d’algorithmes

Le choix de l’algorithme pour la résolution repose principalement sur la difficulté du problème. On distingue deux types d’algorithmes à premier abord, les algorithmes déterministes et les algorithmes stochastiques. Les algorithmes déterministes reposent généralement sur un fondement mathématique solide et la convergence vers l’optimum global est théoriquement démontrée. Cependant, ces algorithmes nécessitent souvent des conditions particulières pour fonctionner, comme la convexité de la fonction objectif ou la dérivabilité par exemple (Neustadt, 2015). De plus, ces méthodes ne passent pas à l’échelle lorsque la dimension du problème augmente (Chaouqui *et al.*, 2018). Les algorithmes stochastiques sont donc apparus pour pallier ces difficultés. De manière générale, ces algorithmes n’ont pas la certitude de converger vers l’optimum global, mais en pratique cela fonctionne souvent. Les algorithmes stochastiques nécessitent peu de conditions pour s’appliquer, mais demandent en conséquence un paramétrage important. Souvent, ces algorithmes sont dits mimétiques, car ils reproduisent des phénomènes naturels, soit physiques comme la recherche tabou (Skorin-Kapov, 1990) ou le “simulated annealing” (Burkard et Rendl, 1984), soit biologiques comme les colonies de fourmis (Dorigo et Di Caro, 1999) ou les algorithmes évolutionnaires (Fogel, 1965).

2.2.3 Les critères pour comparer deux algorithmes de recherche

Pour identifier l’algorithme le plus adapté à la situation, et lorsque cela est nécessaire pour paramétrer cet algorithme, il est essentiel d’avoir des métriques pour comparer la performance, c’est-à-dire : 1) la qualité de la solution trouvée par l’algorithme et 2) dans un temps de résolution convenable. En optimisation mono-objectif et toujours dans un contexte de maximisation, la capacité de trouver une bonne solution peut s’évaluer au travers de la valeur maximale atteinte $y^* = f(\mathbf{x}^*)$. Rappelons cependant que certains algorithmes de recherche ont un fonctionnement stochastique : la valeur maximale atteinte peut donc varier d’une résolution à l’autre. Des métriques, comme la “mean best fitness”,

$$\text{MBF} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m y_k^*, \quad (2.15)$$

qui évalue la valeur maximale moyenne de l’algorithme trouvée après m résolutions, permet d’intégrer cette variabilité. Du recul sur cet indicateur couramment utilisé doit cependant être pris, car sa pertinence dépend du contexte dans lequel l’algorithme est utilisé (Eiben et Smith, 2003). On distingue deux situations dans lesquelles l’optimisation est employée. La première se présente lorsque le problème d’optimisation n’a besoin d’être

résolu qu’une seule fois, par exemple si l’on cherchait à mettre en place un seul cahier des charges pour répondre à un commanditaire unique sur des attentes bien précises. Imaginons qu’en plus on peut aisément résoudre le problème m fois avant de livrer la solution, alors la métrique MBF pour choisir le meilleur algorithme et le paramétrer n’est pas pertinente et l’on devrait plutôt comparer le meilleur maximum y^* obtenu après m résolutions par exemple. À l’inverse, lorsque la situation nécessite une optimisation à de multiples reprises du problème et que la solution doit être délivrée rapidement, ne permettant pas de résoudre m fois le problème dans son fonctionnement en production, le MBF est un bon indicateur. Pour illustrer cette deuxième situation, on pourrait prendre l’exemple de l’équilibrage de la ration journalière d’un animal pour maximiser sa performance. Si l’algorithme de recherche nécessite plusieurs heures pour trouver une solution, il n’est donc pas possible de l’exécuter plusieurs fois, il est donc judicieux de trouver un algorithme dont la performance optimale chaque jour sera la plus forte en moyenne sur une période de m jours donnés.

Une autre métrique couramment utilisée en optimisation mono-objectif est le “Success Rate”,

$$\text{SR} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m \mathbb{1}_{\hat{y}_k^* = y^*}, \quad (2.16)$$

mesurant la fréquence à laquelle la solution \hat{y}_k^* trouvée par l’algorithme de recherche lors de la $k^{\text{ème}}$ résolution est égale à la vraie solution optimale y^* supposée connue. La vraie solution optimale n’est pas connue dans tous les cas, par exemple on ne connaît pas forcément la performance maximale qu’un animal peut atteindre. Néanmoins, la vraie solution est connue dans certains problèmes et notamment en programmation par contrainte (CP) puisque l’on peut effectivement vérifier que la solution satisfait bien les contraintes du problème. Si dans l’exemple de création de cahiers des charges, le décideur souhaite par exemple que le rapport ω_6/ω_3 de la viande soit inférieur à 4, alors un cahier des charges optimal \mathbf{x}_k^* , trouvé à la résolution k du problème, permettant d’atteindre un rapport ω_6/ω_3 effectivement inférieur à ce seuil induira une valeur de l’indicatrice $\mathbb{1}_{\hat{y}_k^* = y^*}$ dans (2.16) égale à 1. Dans cet exemple, un bon algorithme sur la base du SR est celui qui obtient un cahier des charges \mathbf{x}_k^* qui satisfasse la contrainte le plus souvent. Le deuxième aspect important en optimisation est le temps de résolution. En réalité, le temps en CPU, en elapse ou en utilisateur n’est pas un indicateur pertinent, car il dépend du matériel informatique utilisé (hardware) comme la machine ou le réseau et des logiciels (software) comme le langage de programmation ou le compilateur. La reproductibilité du temps de résolution est donc problématique. En revanche, un indicateur pertinent pour mesurer le coût calculatoire de l’exécution de l’algorithme de recherche est le nombre d’évaluations

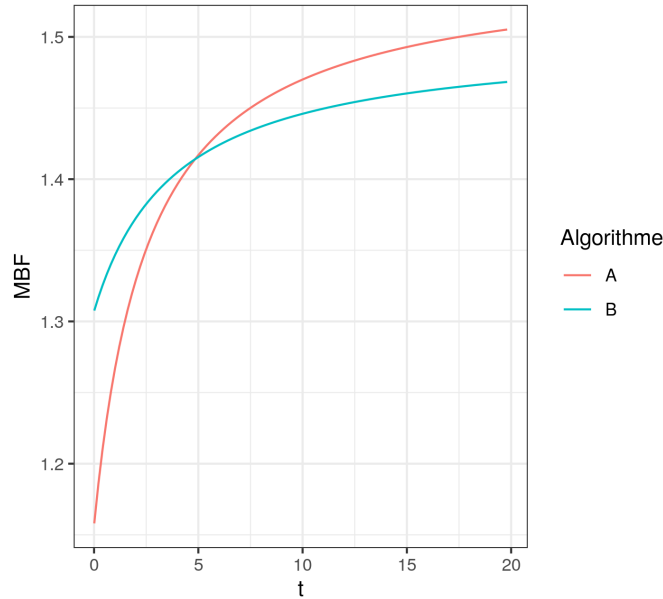


FIGURE 2.5 – Comparaison du MBF de deux algorithmes de recherche A et B en fonction du budget calculatoire accordé, exprimé ici en temps de calcul t .

1580 de la fonction objectif, en anglais le “average number of evaluations to a solution” (AES). Cet indicateur est lui aussi discutable, car il ne prend pas en compte le “travail caché” (hidden labour) comme le calcul d’une heuristique. Dans les algorithmes évolutionnaires détaillés dans la prochaine section, les opérateurs génétiques peuvent être implémentés de manière différente pour réduire l’AES mais le surplus algorithmique consomme dans
1585 le même temps des ressources de calcul, ce qui ralentit en temps la résolution du problème sans être traduit par une dégradation de l’AES. Pour prendre en compte ce travail caché, qui peut parfois représenter une très grande partie du coût calculatoire de l’algorithme, une autre méthode consiste à agrandir le problème (scale up) en augmentant la complexité de l’espace de décision, en rajoutant des variables par exemple. En aug-
1590 mentant la complexité, le temps (en CPU par exemple) peu ainsi être étudié de manière relative. La comparaison de deux algorithmes peut ainsi se faire sur la base du taux de croissance quand la complexité augmente. Les algorithmes stochastiques n’explorent en principe jamais tout l’espace de décision, ils améliorent donc petit à petit leurs solutions jusqu’à ce qu’ils aient épuisé un certain budget calculatoire. Il est donc aussi pertinent de
1595 recouper les critères de performance et de coût calculatoire ensemble pour comparer deux algorithmes.

Sur la Figure 2.5, on observe que l’algorithme B converge plus vite et se trouve donc plus rapidement sur un plateau que l’algorithme A. Cependant, en cas de budget calculatoire faible ($t < 5$), il est préférable de choisir B, alors qu’en cas de budget calculatoire

1600 plus important il est plus pertinent de choisir A.

2.2.4 Adaptation au cas multi-objectifs

Pour résoudre un problème d'optimisation multi-objectifs sans passer par une étape de transformation en mono-objectif, il est nécessaire d'adapter la méthode de recherche pour trouver le front de Pareto.

1605 Quelques méthodes déterministes existent en recherchant un système d'équations non linéaires résolvant les conditions de Karush-Kuhn-Tucker (Kuhn, 1951). Ces méthodes nécessitent cependant des conditions de régularité, notamment une convexité et une différentiabilité locales (Hillermeier, 2001; Schütze *et al.*, 2005). D'autres méthodes en optimisation globale multi-objectifs reposant sur des techniques de subdivision (Dellnitz *et al.*,
1610 2005), d'optimisation Bayésienne globale (Emmerich *et al.*, 2020) ou d'optimisation de Lipschitz (Paulavičius *et al.*, 2014) sont prometteuses, même si elles ne fonctionnent que sur un espace de décision à faible dimension. Parmi les méthodes de résolution déterministes ne nécessitant pas la dérivabilité des fonctions objectifs, les méthodes de type "Direct Multisearch" fonctionnant sur la base d'une recherche locale de points du front de
1615 Pareto donnent également de bons résultats (Custódio *et al.*, 2011).

Néanmoins, la majorité des problèmes multi-objectifs semble résolue par des algorithmes évolutionnaires, appartenant à la branche des algorithmes stochastiques. Les algorithmes évolutionnaires, dont le principe général est de faire "évoluer" une "population" d'individus, que l'on pourrait assimiler à un groupe de solutions, sont parfaitement adaptés
1620 au cas multi-objectifs. En effet, la population composée de N individus converge itération après itération vers le front de Pareto. De plus, les algorithmes évolutionnaires sont flexibles, s'adaptant à une grande diversité de problèmes. Face à la complexité, il est également possible de fixer un budget calculatoire, qui une fois épuisé, termine la recherche et présente la population actuelle comme une première estimation du front de Pareto.
1625 À l'inverse, les algorithmes déterministes n'ont souvent pas de solutions intermédiaires à présenter au milieu de la recherche, ce qui implique de devoir attendre la fin de la résolution qui en fonction de la complexité du problème peut être infinie. Pour s'adapter à chaque problème, l'implémentation des algorithmes évolutionnaires varie, ce qui sera détaillé dans la prochaine section, et nécessite d'ajuster de nombreux paramètres, ce qui
1630 fera l'objet de la section suivante.

2.3 Les algorithmes évolutionnaires

Les algorithmes évolutionnaires désignent une famille d’algorithmes de recherche dont la stratégie a été élaborée en mimant le processus naturel de l’évolution des espèces, théorie conceptualisée par Darwin dans “On the Origin of Species by Means of Natural Selection, or the Preservation of Favoured Races in the Struggle for Life” publié en 1859. De manière simplifiée, cette théorie de l’évolution repose sur le principe d’une population soumise à un environnement aux ressources limitées. Cela entraîne ainsi une compétition entre les individus pour le partage de ces ressources et aboutit *in fine* à une adaptation de la population à l’environnement via une survie plus longue et une reproduction plus fréquente des individus les plus performants. Par analogie, un algorithme évolutionnaire a une population, qui est un ensemble de N solution-candidats appartenant à l’espace de décision \mathcal{X} . Un individu supérieur à ses congénères qui a une durée de vie et une capacité de reproduction plus importante, est un candidat dont la valeur objectif $f(\mathbf{x})$ (dans un problème d’optimisation mono-objectif) est supérieure à celles des autres candidats de la population. Le processus de reproduction des individus les plus adaptés est modélisé par une recombinaison d’au moins deux candidats qui échangent une partie de leurs valeurs sur certaines composantes afin de créer de nouveaux individus enfants. Les enfants issus de la reproduction sont également soumis à des mutations ponctuelles sur certains gènes entraînant un changement d’allèles, mathématiquement modélisées dans l’algorithme par une perturbation aléatoire sur certaines composantes de \mathbf{x} .

Les deux forces qui guident l’algorithme vers la solution sont 1) les opérateurs de variations que sont la recombinaison et la mutation permettant de créer de nouveaux candidats et 2) la sélection progressive des candidats les plus performants. Toujours fidèle à l’analogie du processus de sélection naturelle, l’algorithme évolutionnaire met en place des stratégies permettant à la fois de sélectionner les meilleurs candidats pour “adapter” la population à son environnement, tout en conservant une diversité au sein de la population et éviter de la “consanguinité”. Cela rappelle ainsi l’équilibre nécessaire entre l’exploitation des zones prometteuses pour affiner la recherche autour des très bons candidats et l’exploration en visitant des zones peu prometteuses *a priori*, stratégie permettant ainsi à l’algorithme de déjouer le piège des maxima locaux, on parle pour les algorithmes évolutionnaires de convergence précoce (Pandey *et al.*, 2014). Il est enfin à noter que plusieurs opérations de l’algorithme évolutionnaire sont stochastiques, notamment les mutations, la recombinaison et le choix des parents recombinaison induisant une probabilité non nulle pour une solution “faible” de “survivre” et de “se reproduire”. Le pseudo-code de l’Algorithme 1 présente les principales étapes d’un algorithme évolutionnaire dont les variantes

Algorithme 1 : Algorithme Évolutionnaire (AE)

```
1 begin
2   INITIALISER population  $t_0$  ;
3   ÉVALUER chaque candidat ;
4   while non CRITÈRE D'ARRÊT do
5     CHOISIR parents ;
6     RECOMBINER couple de parents pour obtenir des enfants ;
7     MUTER enfants issues de la recombinaison ;
8     ÉVALUER les nouveaux candidats ;
9     SÉLECTIONNER la nouvelle population  $t$  ;
```

dans l'implémentation pour adapter l'algorithme au problème sont détaillées dans cette section.

2.3.1 Les opérateurs de variations

Le rôle des opérateurs de variation, appelés aussi les opérateurs génétiques, est de créer de nouveaux individus à partir de ceux de la population. On distingue deux opérateurs génétiques : 1) la mutation et 2) la recombinaison.

Mutation

La mutation est un opérateur dit d'arité 1, car la modification ne concerne qu'un seul individu (solution \mathbf{x}). Son rôle est de modifier l'individu enfant de manière aléatoire et non biaisée (ce qui n'est pas le cas de toutes les modifications unaires) afin d'apporter du "sang frais" dans la population, c'est-à-dire d'augmenter la diversité des individus au sein de la population et favoriser ainsi l'exploration de l'espace de décision. L'implémentation de l'opérateur dépend du type des composantes : binaire, entière, réelle. Il est bien sûr possible de combiner différentes implémentations lorsque les composantes de \mathbf{x} ne sont pas de même type. Pour une variable de décision $\mathbf{x} \in \{0, 1\}^d$, une inversion de la valeur binaire est effectuée

$$\mathbf{x}_j = \begin{cases} 0 & \text{si } \mathbf{x}_j = 1 \\ 1 & \text{si } \mathbf{x}_j = 0 \end{cases} \quad (2.17)$$

aléatoirement avec probabilité p_m de mutation de chaque composante. Si la composante discrète présente plusieurs modalités appartenant à un ensemble E (plusieurs races de bovins par exemple), une réinitialisation aléatoire avec probabilité p_m de la composante

est effectuée de manière uniforme

$$\mathbf{x}_j = e \in E \setminus \mathbf{x}_j. \quad (2.18)$$

Lorsque la composante discrète est ordinale, une “creep mutation” peut être produite en perturbant la valeur initiale par une variable aléatoire $\Delta \mathbf{x}_j \in \mathbb{Z}$ distribuée de manière normale et centrée

$$\mathbf{x}_j = \max(l_j, \min(L_j, \mathbf{x}_j + \Delta \mathbf{x}_j)) \quad (2.19)$$

où l_j et L_j sont respectivement des bornes inférieure et supérieure de \mathbf{x}_j . De même pour une variable réelle, il est possible ou bien de changer complétement la valeur de manière uniforme

$$\mathbf{x}_j = \mathcal{U}([l_j, L_j]), \quad (2.20)$$

ou bien de procéder à une perturbation de la valeur initiale comme dans (2.19). Pour paramétrer la “creep mutation”, un paramètre supplémentaire σ est nécessaire pour définir la dispersion de $\Delta \mathbf{x}_j$. Un ajustement de ce paramètre au cours de l’évolution de la population est parfois utilisé permettant de faire co-évoluer les individus les plus performants et le paramètre le plus adapté pour trouver ces individus performants. Cette stratégie de “self-adaptation” peut-être employée si l’hypothèse est que la valeur optimale du paramètre dépend du temps, on parle aussi de contrôle du paramètre qui s’oppose à son optimisation avant la résolution. Ce mécanisme de contrôle est aussi utilisé dans d’autres algorithmes mimétiques comme le “simulated annealing” dont la “température” refroidissant progressivement au cours de la résolution limite la part d’exploration de l’algorithme au profit de l’exploitation. Associé ensemble, le couple (\mathbf{x}, σ) , permet aussi de définir la taille du “saut” en fonction de la localité de \mathbf{x} (Hoffmeister et Bäck, 1992). Il est donc aussi nécessaire de faire muter la valeur de σ de t à $t+1$ avec une distribution log-normale

$$\begin{aligned} \sigma^{t+1} &= \sigma^t e^{\mathcal{N}(0, \tau)} \\ \mathbf{x}_j^{t+1} &= \mathbf{x}_j^t + \mathcal{N}_j(0, \sigma^{t+1}) \end{aligned} \quad (2.21)$$

où τ peut être interprété comme le pas d’apprentissage (learning rate) d’un réseau de neurones et afin de ne pas alourdir l’écriture de cette partie, la notation $\mathcal{N}_j(0, \sigma)$ désigne aussi bien la loi de probabilité que la réalisation d’une variable aléatoire suivant cette loi. Cette simplification d’écriture restera valable pour une distribution gaussienne multivariée. τ reste le paramètre à optimiser par l’utilisateur et peut être fixé par défaut à $1/\sqrt{d_1}$. Le choix de la distribution log-normale proposée par Back (1996) permet que de petites modifications surviennent plus fréquemment que des grosses, que la médiane soit

de 1 permettant une stabilité du fait de la multiplication avec σ^t et que la mutation soit en moyenne de zéro. Cet auto-ajustement est qualifié de mutation non corrélée à un pas. Plus de flexibilité est permise en introduisant une indépendance entre les distributions de chaque composante j

$$\begin{aligned}\sigma_j^{t+1} &= \sigma_j^t e^{\mathcal{N}_j(0,\tau)+\mathcal{N}_j(0,\tau')} \\ \mathbf{x}_j^{t+1} &= \mathbf{x}_j^t + \mathcal{N}_j(0, \sigma_j^{t+1})\end{aligned}\tag{2.22}$$

où les valeurs de τ et τ' peuvent être raisonnablement fixées à respectivement $1/\sqrt{2\sqrt{d_1}}$ et $1/\sqrt{2d_1}$. Le choix des deux paramètres permet d'avoir une base commune de mutation avec $e^{\mathcal{N}(0,\tau')}$ et une part plus flexible pour chaque direction $e^{\mathcal{N}(0,\tau)}$. Une dernière amélioration peut être apportée dans l'auto-adaptation du paramètre σ de la mutation en permettant à ce dernier d'évoluer dans une rotation particulière. Pour cela, la perturbation doit maintenant être générée par une loi gaussienne multivariée $\bar{\mathcal{N}}(\bar{\mathbf{0}}, \mathbf{C})$, où \mathbf{C} est estimée par

$$c_{ij} = \sigma_i \tag{2.23}$$

$$c_{ij,i \neq j} = |1/2(\sigma_i^2 - \sigma_j^2)| \tan(2\alpha_{ij}). \tag{2.24}$$

où la valeur de α_{ij} est initiée à 0 et bornée par $[-\pi, \pi]$. Le mécanisme de mutation orientée de \mathbf{C} est

$$\begin{aligned}\sigma_j^{t+1} &= \sigma_j^t e^{\mathcal{N}_j(0,\tau)+\mathcal{N}_j(0,\tau')} \\ \alpha_{ij}^{t+1} &= \alpha_{ij}^t + \beta \mathcal{N}_{ij}(0, 1), \quad \forall i \geq j \\ \alpha_{ij} &= \alpha_{ji}, \quad \forall i < j \\ \mathbf{x}^{t+1} &= \mathbf{x}^t + \bar{\mathcal{N}}(\bar{\mathbf{0}}, \mathbf{C}_{t+1}^T)\end{aligned}\tag{2.25}$$

où β est le pas de la rotation, fixé par défaut à 5° .

La différence entre les trois méthodes d'auto-adaptation du paramètre de distribution de la mutation pour des composantes réelles est visualisable sur la Figure 2.6. Des résultats théoriques montrent sur des problèmes peu complexes que le choix d'une stratégie d'auto-adaptation est bénéfique par rapport à une mutation de paramètre fixe (Beyer, 2001). De tels résultats théoriques semblent néanmoins difficiles à extrapoler à des problèmes plus complexes, mais les expérimentations numériques tendent à confirmer que ces stratégies surpassent la gestion statique du paramètre de mutation.

Recombinaison

Le deuxième opérateur génétique utilisé dans un algorithme évolutionnaire est la recombinaison d'au moins deux parents, c'est-à-dire des individus ayant été sélectionnés pour se reproduire, afin de produire au moins un enfant. Du fait de l'implication de plu-

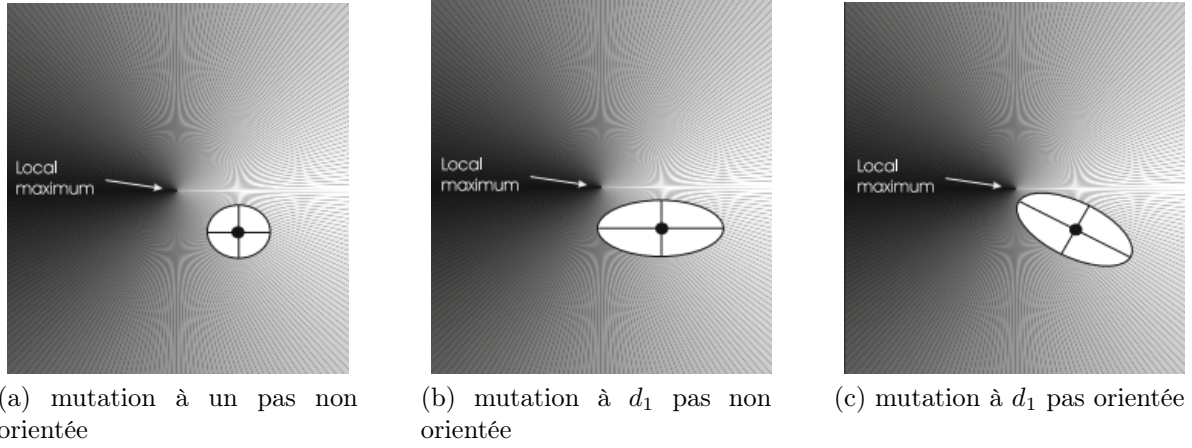


FIGURE 2.6 – Comparaison de trois stratégies d’auto-ajustement de la distribution (ellipse blanche) de la perturbation $\Delta \mathbf{x}$ de la mutation d’un algorithme évolutionnaire.

sieurs parents, l’opération de recombinaison a une arité multiple, deux dans le cas classique de deux parents. Cependant, en algorithmique, il est permis de sortir de l’analogie stricte de la reproduction biologique et de produire des enfants issues de plus de deux parents, ce qui montre de très bonnes performances (Eiben, 2000; Eiben et Smith, 2003). L’opérateur de recombinaison est aussi appelé “crossing-over”, en lien avec les échanges entre les chromosomes maternels et paternels qui surviennent de manière aléatoire au moment de la méiose. Dans l’analogie, ici les chromosomes représentent le vecteur de chaque solution parent ($\mathbf{x}^{(P_1)}$ et $\mathbf{x}^{(P_2)}$), contenant des gènes (composante j des vecteurs) associés à un allèle particulier (valeur $\mathbf{x}_j^{(P_1)}$ et $\mathbf{x}_j^{(P_2)}$). Dans un cas classique à deux parents, le “crossing-over” est donc implémenté dans les algorithmes évolutionnaires comme une recombinaison des deux vecteurs parents pour laquelle les enfants ($\mathbf{x}^{(C_1)}$ et $\mathbf{x}^{(C_2)}$) obtiennent pour chaque gène un allèle issu soit du père, soit de la mère

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_j^{(C_1)} &= \mathbf{x}_j^{(P_1)}; \mathbf{x}_j^{(C_2)} = \mathbf{x}_j^{(P_2)}, \forall j \in F \\ \mathbf{x}_j^{(C_1)} &= \mathbf{x}_j^{(P_2)}; \mathbf{x}_j^{(C_2)} = \mathbf{x}_j^{(P_1)}, \forall j \in \{1, \dots, d\} \setminus F \end{aligned} \quad (2.26)$$

où F est un ensemble d’indices de $1, \dots, d$. On distingue trois types de recombinaison en fonction de la construction de F (Figure 2.7). La première est la recombinaison proposée dite “one-point” ou uni-bloc (Holland, 1992), car l’échange est réalisé entre deux blocs du vecteur

$$F = \{1, \dots, r\} \quad (2.27)$$

où le point de rupture $1 \leq r < d$ est un paramètre à optimiser par le modélisateur. Une variante appelée multi-blocs consiste à créer n_B blocs

$$\begin{aligned} F &= \cup_{i \in \{2k+1 \mid k \in \{0, \lceil n_B/2 \rceil - 1\}\}} \{\mathbf{r}_i, \dots, \mathbf{r}_{i+1}\} \\ \mathbf{r} &= \cup [\{1\}, \{\lfloor \mathcal{U}_k([2, \dots, d-1]) \rfloor \mid \forall k \in 1, \dots, n_B - 1\}, \{d\}]. \end{aligned} \quad (2.28)$$

où $\lfloor \cdot \rfloor$ et $\lceil \cdot \rceil$ sont respectivement les fonctions de seuillage et de plafonnement. Enfin, le crossing-over uniforme (Syswerda, 1989) traite chaque composante de manière indépendante en interchangeant n_E composantes

$$F = \{\lfloor \mathcal{U}_k([1, \dots, d+1]) \rfloor \mid \forall k \in 1, \dots, n_E\}. \quad (2.29)$$

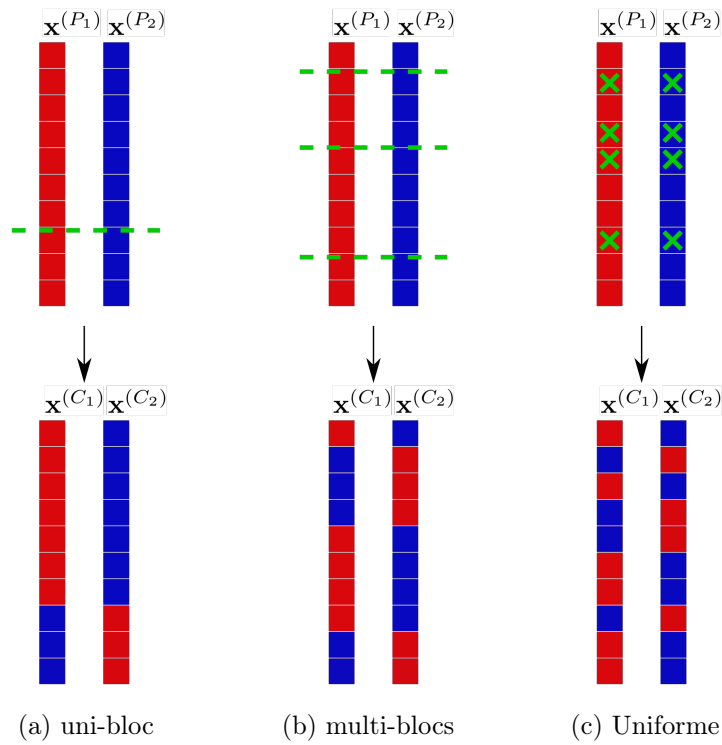


FIGURE 2.7 – Comparaison des trois types de recombinaison de deux parents $\mathbf{x}^{(P_1)}$ et $\mathbf{x}^{(P_2)}$ pour produire deux enfants $\mathbf{x}^{(C_1)}$ et $\mathbf{x}^{(C_2)}$

Sans information *a priori*, il est difficile de choisir entre ces trois stratégies. Remarquons tout de même que les stratégies transmettant des blocs ont tendance à conserver ensemble des allèles proches, ce qui est connu pour induire un biais “positionnel” (Eshelman *et al.*, 1989; Spears et De Jong, 1991). Si une dépendance réelle existe entre les composantes du vecteur, il peut être intéressant d’utiliser ce type d’implémentation. Dans le cas contraire, le crossing-over uniforme semble plus adapté.

De même que pour la mutation, un opérateur spécial peut être implémenté pour les composantes réelles du vecteur de décision. Bien qu'il soit tout à fait possible de
 1690 procéder à une recombinaison "discrete" des valeurs des parents, cela limite l'exploration de l'intervalle de chaque composante, laissant à la seule mutation, le soin de modifier ponctuellement certaines valeurs. Une des alternatives à la recombinaison discrète pour des composantes réelles est la recombinaison par arithmétique simple (Michalewicz, 1996)

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_j^{(C_1)} &= \mathbf{x}_j^{(P_1)}; \mathbf{x}_j^{(C_2)} = \mathbf{x}_j^{(P_2)}, \forall j \in F \\ \mathbf{x}_j^{(C_1)} &= \alpha \mathbf{x}_j^{(P_2)} + (1 - \alpha) \mathbf{x}_j^{(P_1)}; \mathbf{x}_j^{(C_2)} = \alpha \mathbf{x}_j^{(P_1)} + (1 - \alpha) \mathbf{x}_j^{(P_2)}, \forall j \in \{1, \dots, d\} \setminus F. \end{aligned} \quad (2.30)$$

où $\alpha \in [0, 1]$. Cependant cet opérateur a tendance à moyennner les valeurs des deux parents
 1695 de manière constante. D'autres alternatives existent (Herrera *et al.*, 2003) faisant varier le type de distribution entre les valeurs des parents, par exemple

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_j^{(C_1)} &= \mathcal{U}([\min(\mathbf{x}_j^{(P_1)}, \mathbf{x}_j^{(P_2)}) - \alpha d_j, \max(\mathbf{x}_j^{(P_1)}, \mathbf{x}_j^{(P_2)}) + \alpha d_j]) \\ d_j &= |\mathbf{x}_j^{(P_1)} - \mathbf{x}_j^{(P_2)}|. \end{aligned} \quad (2.31)$$

Pour conclure en reprenant l'analogie de la sélection naturelle, la mutation est associée à une reproduction asexuée alors que la recombinaison est associée à une reproduction sexuée. Le rôle principal de la mutation est plutôt de favoriser la diversité de la population
 1700 et donc l'exploration de l'espace de décision. À l'inverse, la recombinaison permet de rechercher autour des "bons" candidats actuels : cela favorise donc l'exploitation.

2.3.2 Les mécanismes de sélection et de gestion de la population

De nouveaux candidats enfants sont produits par les deux opérateurs qui viennent d'être décrits. Ces nouveaux individus, qui héritent d'une ressemblance de leurs parents,
 1705 sont ensuite évalués à leur tour afin de 1) sélectionner les prochains parents et 2) renouveler la population. Ces deux mécanismes de sélection sont à la base de l'évolution de la population et de sa convergence vers de meilleurs candidats. Un équilibre entre exploitation et exploration doit être maintenu durant l'évolution en préservant la diversité de la population tout en imposant une pression de sélection. Pour évaluer le taux de rem-
 1710 placement au sein de la population, on distinguera les N parents des N_C enfants créés à chaque itération.

Sélection des parents

La création des N_C enfants nécessite de sélectionner autant de parents. Dans le cas où $N_C > N$, il est possible de faire reproduire un parent plusieurs fois. Pour choisir les parents, on distinguera deux grandes stratégies. La première consiste à calculer une probabilité de reproduction pour chaque parent puis de sélectionner aléatoirement les parents au sein de la population en tenant compte de cette probabilité. La seconde stratégie organise des “tournois” au sein de sous-ensembles de la population faisant émerger un parent par tournoi.

1720

Probabilité de reproduction

Une première méthode consiste à estimer cette probabilité de reproduction proportionnellement à la valeur objectif de chaque individu (Holland, 1992)

$$P_{repro}(\mathbf{x}_i) = f(\mathbf{x}_i) / \sum_{k=1}^N f(\mathbf{x}_k). \quad (2.32)$$

Cependant, avec cette méthode, les individus très performants ont tendance à prendre le dessus sur les autres très rapidement et mener par conséquent à une perte de diversité rapide et donc une convergence précoce vers un optimum local. À l’inverse, si aucune solution ne se distingue, la probabilité de reproduction est uniforme et l’évolution de la population est lente, due à une faible pression de sélection induite à cette étape. De plus, la probabilité est très sensible à l’échelle de valeurs prise par f , comme cela est illustré dans le tableau 2.1.

1730

Individus	f	P_{repro}	$f + 10$	P_{repro}	$f + 100$	P_{repro}
A	1	0.1	11	0.275	101	0.326
B	4	0.4	14	0.35	104	0.335
C	5	0.5	15	0.375	105	0.339

TABLE 2.1 – Dépendance de la probabilité de reproduction à l’échelle de f

Une prise en compte de la moyenne et de l’écart-type des valeurs de f sur toute la population permet de répondre à ce problème (Goldberg, 1989)

$$f'(\mathbf{x}) = \max(0, f(\mathbf{x}) - (\mu - c\sigma)) \quad (2.33)$$

où μ et σ sont respectivement la moyenne et l’écart-type des images de \mathbf{x} sur f , et c une constante généralement fixée à 2. La nouvelle estimation $f'(\mathbf{x})$ remplace ensuite celle de $f(\mathbf{x})$ dans (2.32).

Une alternative à la valeur de f pour estimer la probabilité P_{repro} est de se baser sur les rangs. Admettons que la population est triée de manière croissante en fonction de sa valeur sur f , la probabilité de sélection devient

$$p_{repro}(\mathbf{x}_i) = \frac{2-s}{N} + \frac{2(i-1)(s-1)}{N(N-1)}, \quad (2.34)$$

où $1 < s \leq 2$ est un paramètre modulant la linéarité de la probabilité en fonction du rang, tel qu'illustré dans le tableau 2.2.

Individus	f	P_{repro} selon (2.32)	P_{repro} sur rang, $s = 2$	P_{repro} sur rang, $s = 1.5$
A	1	0.1	0	0.167
B	4	0.4	0.33	0.33
C	5	0.5	0.67	0.5

TABLE 2.2 – Probabilités de reproduction basées sur les rangs, avec $s = 2$ et $s = 1.5$, comparées à celle basées sur les valeurs des fonctions objectifs décrites à l'équation (2.32)

Ces méthodes basées sur le calcul d'une probabilité de sélection pour chaque individu nécessitent de connaître toute la population. Or lorsque la taille N de la population est extrêmement grande, cela peut être très coûteux, voire impossible, en cas d'utilisation de méthodes distribuées sur plusieurs noeuds (calcul parallèle) (Tanese, 1987).

1740

Tournoi de sélection

Une méthode alternative, appelée tournoi de sélection, consiste à sélectionner le meilleur individu au sein d'un sous-groupe de k individus choisis au hasard (Algorithme 2).

Algorithme 2 : Tournoi de sélection

```

1 begin
2   Parent = {∅} ;
3   for  $j \in 1, \dots, N_C$  do
4     TIRER ALÉATOIREMENT de manière uniforme un ensemble  $E$  de  $k$ 
       indice  $i \in 1, \dots, N$  ;
5     Parent =  $\cup(\text{Parent}, \{\mathbf{x}_{best}, best \in E \mid f(\mathbf{x}_{best}) \geq f(\mathbf{x}_i), \forall i \in E\})$ 

```

L'avantage calculatoire du tournoi de sélection est qu'il est maintenant nécessaire d'ordonner N_C fois seulement k individus, au lieu de N autrement. Le choix de k est primordial. Si k est trop faible, alors la probabilité que des individus "faibles" se reproduisent est grande. Si k est trop grand, l'avantage calculatoire diminue et surtout la pression de sélection augmente drastiquement. Le sous-ensemble E introduit à la ligne 4 peut être

1745

choisi avec ou sans remise (seulement si $N_C < N$). En cas de non remise, il est à noter que
1750 les $k - 1$ plus faibles individus de la population n'ont aucune chance d'être sélectionnés,
alors qu'avec remise même le plus "faible" individu à une probabilité non nulle de $1/N^k$
d'être sélectionné.

Renouvellement de la population

1755 En théorie, ce processus de sélection des parents pourrait suffire pour assurer la créa-
tion de meilleurs candidats après chaque "cycle". Cependant, la population ne peut pas
croître de manière infinie et comme dans l'analogie de l'évolution des espèces, les individus
les plus adaptés survivent et peuvent continuer à se reproduire quand les plus "faibles"
sont éliminés. En principe donc, la taille de la population reste constante et égale à N .
1760 En plus de renforcer la pression de sélection, cela a aussi un intérêt pratique d'un point
de vue informatique, car elle permet de soulager la mémoire. En même temps que de
nouveaux individus "enfants" intègrent la population, une partie des "parents" doit donc
être supprimée, cela est appelé le remplacement. Deux principales stratégies avec leurs
variantes organisent ce remplacement : l'une basée sur "l'âge" des individus et l'autre sur
1765 leurs valeurs objectifs f .

Remplacement basé sur l'âge

Dans les algorithmes évolutionnaires simples, chaque population de parents est tota-
lement remplacée par la population de descendants : on a $N = N_C$. La probabilité pour
1770 qu'un individu de la population parent survive n'est pas nulle, puisqu'il est toujours pos-
sible dans de rares cas d'échapper aux opérateurs génétiques et de créer ainsi des copies
conformes qui seront donc reportées pour le cycle suivant. De manière contre-intuitive,
il est possible qu'au cours de certain cycle, la performance moyenne voir la performance
maximale des parents soit supérieure à celle de la nouvelle génération qui va les remplacer.
1775 Ce n'est cependant pas trop gênant si cela n'arrive qu'occasionnellement et peut même
être bénéfique pour se concentrer autour d'autres maxima locaux. Un remplacement total
permet aussi une meilleure adaptation des paramètres de mutation si ces derniers sont
implémentés pour co-évoluer avec les candidats. Pour que cette stratégie fonctionne, il est
néanmoins important d'avoir une forte pression de sélection des parents à la reproduction
1780 et des opérateurs génétiques peu perturbateurs. À l'autre extrême, il est possible de ne
remplacer qu'un seul individu (le plus ancien) par cycle avec un principe "first in first
out" (FIFO). Un remplacement aléatoire peut également être mis en place, mais il semble
produire plus de variances de y^* que la méthode FIFO (Smith et Vavak, 1999).

1785 *Remplacement basé sur la performance*

Une autre stratégie consiste à remplacer les parents sur la base de leur valeur objectif. La méthode GENITOR remplace par exemple les N_C individus les plus “faibles” de la population de parents. Cette méthode doit cependant être utilisée de pair avec une politique anti-duplicata pour éviter une convergence précoce. La méthode dite “élitiste” ressemble
1790 à une stratégie basée sur l’âge, mais si un individu ayant été choisi pour être éliminé est meilleur que l’ensemble de la nouvelle génération, il est conservé au détriment de l’insertion d’un des enfants. Cela permet notamment de conserver les meilleurs candidats cycle après cycle. Une autre méthode basée sur des tournois, similaires aux tournois de sélection, permet de comparer ensemble un mélange de k parents et enfants. Les meilleurs issus
1795 de N tournois constitue la prochaine génération. Tout comme précédemment, le choix de k est important pour configurer la pression de sélection.

Lorsque la fonction objectif est multimodale, il est primordial de mettre en place des stratégies de diversification des candidats afin d’éviter d’être piégé dans un maximum local. La diversité des candidats peut être analysée via une métrique, où deux candidats proches apportent moins de diversité que deux candidats éloignés. La procédure de “surpeuplement” (crowding en anglais) peut par exemple être mise en place afin de créer des tournois uniquement entre deux candidats similaires, éliminant ainsi le moins bon des deux. Pour cela un premier tirage a lieu entre 4 individus, 2 parents et 2 enfants. L’objectif de cette première étape est de constituer des paires parents-enfants dont les distances sont minimisées telles que

$$d(\mathbf{x}^{(P1)}, \mathbf{x}^{(C1)}) + d(\mathbf{x}^{(P2)}, \mathbf{x}^{(C2)}) \leq d(\mathbf{x}^{(P1)}, \mathbf{x}^{(C2)}) + d(\mathbf{x}^{(P2)}, \mathbf{x}^{(C1)}). \quad (2.35)$$

De manière générale, il est important de réfléchir simultanément au choix de la méthode de sélection des parents et de renouvellement de la population. Cela permet d’adapter la pression de sélection au problème afin d’éviter une perte de diversité rapide et donc
1800 une convergence précoce tout en améliorant continuellement la qualité de la solution pour terminer la résolution en un temps adéquat.

2.3.3 Initialisation de la population et critère d’arrêt

L’initialisation de la population est dépendant de la nature du problème. Si dans la majorité des cas, il est raisonnable de partir avec N candidats complètement aléatoires,
1805 dans certains contextes, il peut être judicieux de maîtriser la composition de la population de départ. Le problème que nous modélisons par exemple pourrait commencer avec

une population initiale tirée de “réels” individus (animaux). Cela permettra notamment de faciliter le respect des contraintes vis-à-vis de l’espace d’entraînement des modèles de substitution développés ultérieurement (voir la section 3.1). L’initialisation de la population peut également permettre de reprendre le stade d’évolution là où il a été stoppé précédemment. Dans certains problèmes où les candidats sont très similaires d’une résolution à l’autre, il peut être pratique de partir d’une ancienne solution comme population initiale. Cela peut permettre de raccourcir de manière significative la durée de résolution jusqu’à permettre des résolutions en temps réel (par exemple le contrôle optimal des feux rouges à un carrefour, Semet *et al.* (2019)).

La fin de l’algorithme peut être programmée de plusieurs manières en fonction des données du problème. Dans le cas idéal, l’algorithme se termine lorsque l’un des candidats atteint la valeur optimale qui est connue, comme lorsqu’il s’agit d’un problème de satisfaction de contrainte (CP). Si la valeur optimale à atteindre n’est pas connue, un budget calculatoire est alloué à l’algorithme, un nombre de cycles ou un nombre d’évaluations de la fonction objectif, qui provoque l’arrêt de la recherche lorsqu’il est épuisé. Une stagnation de l’amélioration des candidats est aussi un critère d’arrêt tout comme une perte de diversité au-dessous d’un certain seuil.

2.3.4 La gestion des contraintes

Comme expliqué en section 2.2.3, un problème d’optimisation peut être posé sous la forme de la maximisation d’un objectif, sous la forme de la satisfaction de contraintes ou des deux. Les algorithmes évolutionnaires sont capables de gérer toutes ces situations, mais des adaptations ou des reformulations doivent être trouvées pour gérer les contraintes. Une première façon est de reformuler les contraintes en objectifs, où au fil des évolutions, les candidats violent de moins en moins de contraintes ou de manière moins importante jusqu’à satisfaire pleinement toutes les contraintes dans le meilleur des cas. Une autre solution peut être de pénaliser la valeur objectif atteinte des candidats en dehors de l’espace de faisabilité. Ces stratégies laissent le processus d’évolution satisfaire de manière entièrement stochastique les contraintes. Cependant, certaines contraintes spécifiques, structurelles au problème peuvent parfois être gérées de manière déterministe et donc plus efficacement. Dans le problème des sacs à dos multiples par exemple (Multiple knapsack problem, Khuri *et al.* (1994)), la contrainte spécifiant qu’un objet ne peut être affecté qu’à un sac à dos peut être satisfaite dès la création des nouveaux individus en adaptant les opérateurs de recombinaison et de mutation. On parle aussi parfois de mécanisme de réparation lorsque les individus créés par les opérateurs génétiques sont “ramenés” vers l’espace de faisabilité par des fonctions de réparation (Salcedo-Sanz, 2009). Ces méthodes permettent de ré-

Algorithme 3 : Affectation des rangs de domination dans NSGA-II

Input : P_0 : population de N individus \mathbf{x} **Output** : \mathbf{r} : un vecteur de taille N contenant le rang de chaque individu de la population**1 begin****2** $k = 0$;**3** **while** $|P_k| > 0$ **do****4** TROUVER l'ensemble des individus non dominés : $E = \{i \in \{1, \dots, N\} \mid \nexists j \in \{1, \dots, |P_k|\} \setminus \{i\}, \mathbf{x}_j \succ \mathbf{x}_i\}$;**5** RETIRER de P les individus non dominés : $P = P \setminus \mathbf{x}_i, \forall i \in E$;**6** $\mathbf{r}_i = k + 1, \forall i \in E$;**7** $k = k + 1$;

soudre des CP difficiles, mais parfois des contraintes moins fortes restreignent simplement à la marge l'espace de décision. Une gestion plus brutale des contraintes est alors permise, en créant tout simplement de nouveaux individus jusqu'à ce que l'ensemble de la nouvelle
1845 génération respecte les contraintes. En plus d'être relativement simple à implémenter, cette méthode ne nécessite pas de mesurer à quel point un individu est "loin" de satisfaire les contraintes (ce qui est nécessaire dans les autres méthodes). Un simple oracle testant l'appartenance d'une solution à l'espace de faisabilité est donc suffisant.

2.3.5 L'adaptation au cas multi-objectifs

1850 Les algorithmes évolutionnaires sont particulièrement bien adaptés pour gérer la composante multi-objectifs des problèmes d'optimisation. En effet, la population de l'algorithme peut être sélectionnée pour converger vers une approximation du front de Pareto. Pour cela, seule la procédure de sélection des individus (section 2.3.2) nécessite d'être modifiée dans les algorithmes évolutionnaires classiques décrits jusqu'ici, l'implémentation
1855 des opérateurs génétiques étant à adapter plutôt en fonction de l'espace de décision du problème. Les trois principales approches utilisées pour adapter la sélection au contexte multi-objectifs (Emmerich et Deutz, 2018) sont détaillées ci-après. L'évaluation de la qualité d'approximation du front de Pareto fera ensuite l'objet d'une discussion.

1860 Trois principales approches du multi-objectifs avec les algorithmes évolutionnaires

Approche basée sur la dominance de Pareto

La première approche est dite basée sur le front de Pareto car elle classe les individus

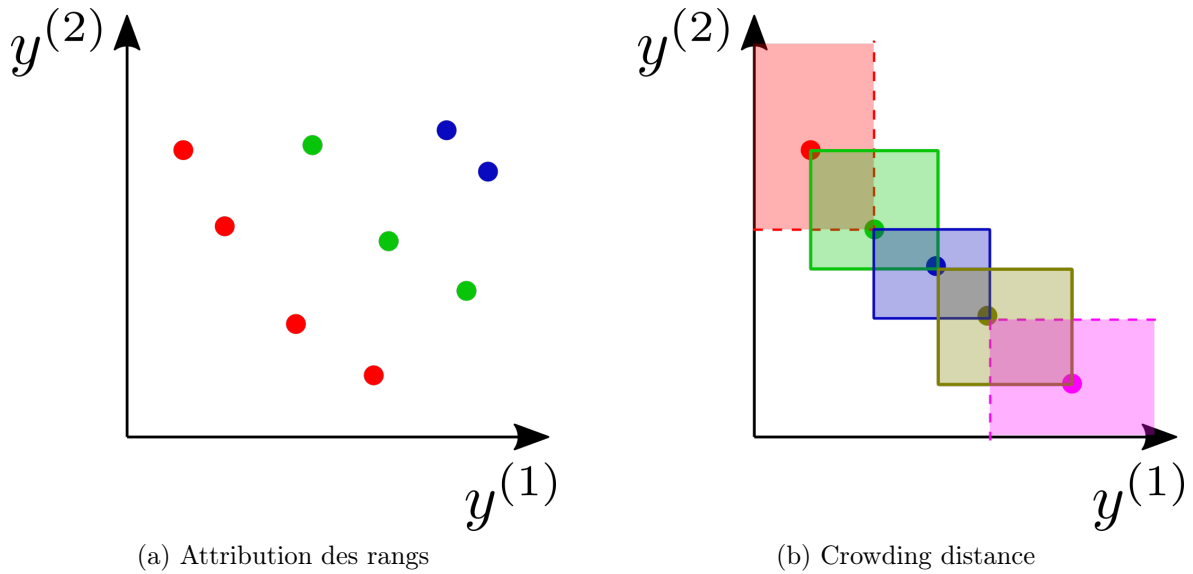


FIGURE 2.8 – Critères de qualité d’une solution utilisés pour la sélection d’un individu dans le NSGA-II. Sur le graphique (a) le processus d’attribution des rangs est décrit par un système de couleur du rang 1 (bleu) au rang 3 (rouge). Sur le graphique (b), la crowding distance est illustrée par le périmètre du rectangle formé entre les deux plus proches voisins d’un individu.

selon des rangs en fonction de la dominance de Pareto. Le Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGAI) par exemple, affecte un rang de 1 à tous les individus non dominés, incrémente le rang et retire les individus ayant obtenu ce rang puis recommence le processus (Algorithme 3). La procédure est illustrée à la Figure 2.8 (a) où les points d’une même couleur se sont vus attribuer un rang similaire : 1 pour les points bleus, 2 pour les points verts et 3 pour les points rouges dans un contexte de maximisation des deux objectifs.

Les individus sont ensuite triés de manière croissante en fonction de leur rang et les N premiers sont sélectionnés. Pour départager les individus ayant le même rang, un critère de diversité est utilisé : la “crowding” distance (Algorithme 4) permettant de sélectionner des points dispersés le long du front de Pareto. Pour un individu \mathbf{x}_i , cette distance de “surpeuplement” représente la moyenne de la longueur des côtés du cuboïde formé par ses voisins les plus proches sur chaque objectif j (voir à la Figure 2.8 (b)).

À noter que les points à l’extrémité des fronts obtiennent une crowding distance de plus l’infini, permettant ainsi de favoriser un large front. Dans la gestion de la population, le NSGA-II produit autant d’enfants que de parents qui intègrent une population atteignant alors une taille de $2N$ individus sur laquelle le processus de sélection est effectué. Il a cependant été remarqué que cette approche est en difficulté lorsque le nombre d’ob-

Algorithme 4 : Calcul de la crowding distance

Input : P : population de N individus \mathbf{x} 1 $R^{(max)}$: rang maximum attribué à la population P **Output** : \mathbf{d} : un vecteur de taille N contenant la crowding distance de chaque individu de la population2 **begin**3 **for** $s \in 1, \dots, R^{(max)}$ **do**4 $E = \{\mathbf{x}_k \in P_t \mid \mathbf{r}_k = s\}$; // ensemble d'individus de même rang5 $l_j(\mathbf{x}) := \max(\{f_j(\mathbf{x}') \mid \mathbf{x}' \in E \setminus \mathbf{x} \wedge f_j(\mathbf{x}') \leq f_j(\mathbf{x})\} \cup \{-\infty\})$; // f_j du
voisin inférieur6 $u_j(\mathbf{x}) := \min(\{f_j(\mathbf{x}') \mid \mathbf{x}' \in E \setminus \mathbf{x} \wedge f_j(\mathbf{x}') \geq f_j(\mathbf{x})\} \cup \{+\infty\})$; // f_j du
voisin supérieur7 $\mathbf{d}_k = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p u_j(\mathbf{x}_k) - l_j(\mathbf{x}_k) \forall \mathbf{x}_k \in E$; // crowding distance

jectifs est grand, $p > 4$, on parle aussi de problème “many-objectives”. En effet, lorsque le nombre d’objectifs augmente, les individus deviennent rapidement tous non dominés ce qui réduit la pression de sélection et la recherche devient donc beaucoup trop aléatoire (trop faible exploitation) (Elarbi *et al.*, 2017). De plus, avoir une bonne approximation du front nécessite un nombre N d’individus conséquents or cela dévient computationnellement trop lourd notamment pour l’étape d’attribution des rangs.

Approche basée sur un indicateur réel

La deuxième approche consiste à évaluer l’évolution du front de pareto avec un indicateur réel et donc retomber sur un problème d’optimisation mono-objectif. Pour sélectionner une nouvelle génération, le SMS-EMOA (Emmerich *et al.*, 2005) maximise par exemple un critère d’hypervolume d’une population P , calculé à partir d’un point de référence $\mathbf{r} \in \mathbb{R}^p$

$$HI(P) = \text{Vol}(\{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^p \mid \forall j \in 1, \dots, p, \mathbf{y}_j \geq \mathbf{r}_j \wedge \exists \mathbf{x} \in P, f_j(\mathbf{x}) \geq \mathbf{y}_j\}), \quad (2.36)$$

où $\text{Vol}(\cdot)$ dénote la mesure de Lebesgue (voir Figure 2.9). Cet indicateur évalue l’aire (si $p = 2$), le volume (si $p = 3$) ou l’hypervolume (si $p > 3$) que domine les N individus d’une population P . Le SMS-EMOA ne crée qu’un seul enfant par cycle qui rejoint la population. Parmi les $N + 1$ individus, l’individu i qui maximise $HI(P \setminus \mathbf{x}_i)$ est éliminé. Malgré les travaux pour améliorer ce point (Guerreiro et Fonseca, 2017), le calcul de l’in-

dicateur d'hypervolume est couteux, avec une complexité algorithmique qui est dépendant
1895 du nombre d'objectifs $\mathcal{O}(N^{p-1})$ (Bader et Zitzler, 2011) bien qu'il semblerait que la résolution dans un temps polynomial $\mathcal{O}(N \log N)$ soit possible dans des cas plus favorables (Beume *et al.*, 2009).

Approche basée sur la décomposition en sous-problèmes mono-objectifs

1900 Une dernière approche consiste à décomposer le problème en plusieurs sous-problèmes mono-objectif par un processus de scalérisation, de Tchebycheff notamment (comme à l'équation (2.10)), et de les optimiser simultanément avec une même population, permettant un échange d'information sur le front de Pareto. Les premières approches ont été lancées avec le Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA, (Schaffer, 1984)). De plus
1905 récentes méthodes comme le MOEA/D (Zhang et Li, 2007) et le NSAG-III (Deb et Jain, 2013) sont maintenant couramment utilisées. Ces méthodes sont réputées très efficaces sur des problèmes dits "many-objectives".

Critère de qualité d'une approximation du front de Pareto

Contrairement aux problèmes d'optimisation mono-objectif, il est beaucoup plus difficile
1910 d'évaluer la qualité d'une résolution d'un problème multi-objectifs. Or cela est essentiel, notamment pour choisir l'implémentation de l'algorithme la plus adaptée au problème et optimiser les paramètres. Il est nécessaire de surmonter deux difficultés. D'abord les solutions sont des vecteurs appartenant à \mathbb{R}^p , \mathbf{x}_1 et \mathbf{x}_2 pouvant être incomparables, il n'est pas trivial de comparer la qualité d'approximation de deux ensembles dont les points de
1915 l'un ne dominent et ne sont pas dominés pas ceux de l'autre. Ensuite, il est nécessaire d'évaluer la qualité d'un ensemble de solutions et pas seulement de la meilleure comme dans le cas mono-objectif. Notons d'ailleurs qu'il convient de distinguer le front de Pareto PF^* théorique de l'ensemble qui s'en approche \hat{PF} . Trois métriques peuvent être utilisées pour juger de la qualité d'approximation du front de Pareto : la cardinalité de \hat{PF} (plus
1920 il y a de solutions mieux c'est), la diversité c'est-à-dire la dispersion des points le long du front de Pareto et enfin le rapprochement (en distance) de \hat{PF} du vrai front PF^* . Une métrique peut aussi être unaire, c'est-à-dire qu'elle évalue une seule approximation du front, ou binaire si elle utilise une valeur relative pour décider quelle approximation est la meilleure entre deux.

1925

L'hypervolume

L'indicateur unaire le plus utilisé est l'hypervolume (Riquelme *et al.*, 2015), qui permet de rendre compte à la fois des trois types de métriques précédemment évoquées. En effet,

1930 plus les points sur le front de pareto sont nombreux et bien répartis et plus l'aire dominée est grande (Figure 2.9).

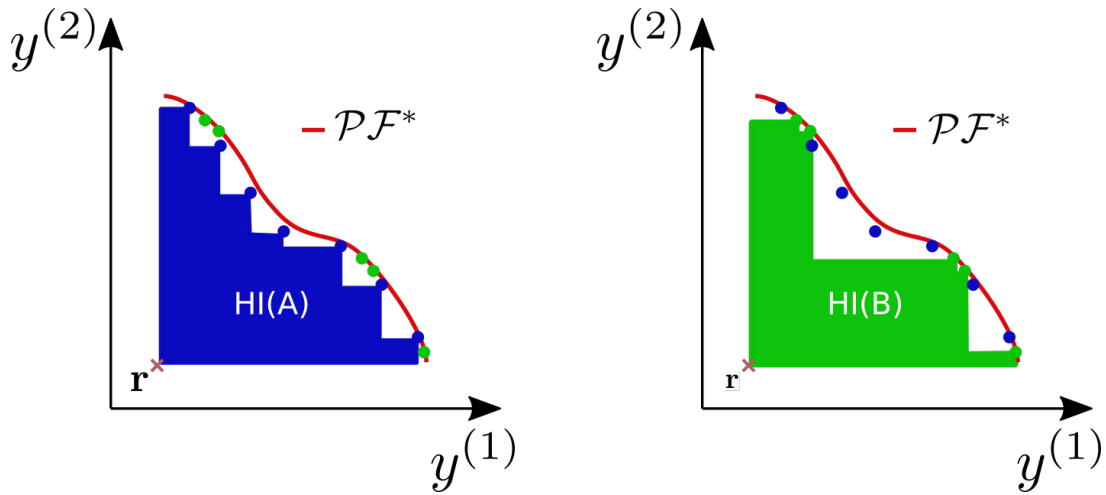


FIGURE 2.9 – Mesure de l'hypervolume dominée par deux populations (A points en bleu et B points en vert) approchant le front de Pareto (\mathcal{PF}^*), pour un point de référence \mathbf{r} .

Pour comparer l'hypervolume dominé par deux ensembles, il est aussi important de vérifier que le point de référence est compatible avec les deux fronts pour ne pas biaiser la mesure.

1935 L' ϵ -indicateur

Une autre alternative pour comparer deux ensembles est l'indicateur binaire. Si le vrai front de Pareto est connu par exemple, un indicateur binaire est particulièrement pertinent. Il peut aussi être utilisé pour comparer la qualité de deux approximations du front de Pareto. L'indicateur binaire le plus abouti et le plus utilisé (Riquelme *et al.*, 2015) jusqu'à présent est l' ϵ -indicateur,

$$I_\epsilon(A, B) = \min(\{\delta \in \mathbb{R} \mid \forall \mathbf{b} \in B, \exists \mathbf{a} \in A, f_j(\mathbf{a}) \geq f_j(\mathbf{b}) \forall j \in 1, \dots, p\}) \quad (2.37)$$

qui permet d'affirmer que l'estimation du front de Pareto par l'ensemble A est meilleure que celle par l'ensemble B si $I_\epsilon(A, B) < I_\epsilon(B, A)$.

2.4 Adaptation de l'algorithme au problème d'intérêt

1940 Après avoir expliqué et documenté les méthodes de résolutions des problèmes d'optimisation multi-objectifs, cette partie va permettre de revenir sur le problème à résoudre dans le cadre de cette thèse.

2.4.1 Caractéristiques du problème d'intérêt

Comme cela a été expliqué au cours de cette première partie du chapitre 2, la résolution d'un problème d'optimisation nécessite une formulation et une méthode de résolution *ad hoc*. Avant de développer les outils et stratégies de résolution du problème d'intérêt, il est donc important de rappeler ses principales caractéristiques. Premièrement, le problème d'optimisation a vocation à être résolu à de multiples reprises, car chaque décideur peut composer ses propres fonctions objectifs et les combiner à volonté. Chaque résolution est paramétrée via une interface, tout comme l'affichage de la solution : la durée de résolution du problème doit donc être rapide et régulière pour des raisons pratiques pour l'utilisateur.

L'espace de décision \mathcal{X} est constitué de $d_1 = 11$ variables quantitatives (quantité de matière sèche ingérée par les animaux, proportions des aliments de la ration, âge, etc.) et de $d_2 = 3$ variables qualitatives (race et sexe des animaux ainsi que le type de cuisson). La méthode de résolution doit donc gérer cet espace "mixte" (présence de variables qualitatives et quantitatives) or il a été rappelé (section 2.2.1) que les problèmes d'optimisation comportant des variables qualitatives ou discrètes sont plus difficiles à résoudre. Enfin, comme cela sera développé dans la section 3.1, les p objectifs modélisés dans le vecteur de fonction \mathbf{f} sont issus de modèles d'apprentissage linéaires.

À partir de ces éléments, il est maintenant possible de simuler des problèmes ressemblant à ceux qui seront résolus en production. Ces simulations présentent un grand intérêt puisqu'elles vont permettre de comparer les algorithmes et optimiser leurs paramètres. Pour définir l'espace de décision \mathcal{X} , respectivement 2 et 5 modalités ont été simulées pour les variables sexe et race. Les p fonctions objectifs ont été simulées comme des combinaisons arbitraires des composantes de la variable de décision

$$\mathbf{f}_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^d \beta_k \mathbf{x}_k \quad (2.38)$$

où rappelons que $d = d_1 + 2 + 5$ est la taille du vecteur de décision dans lequel les variables qualitatives ont été "explosées" en variables indicatrices binaires et les β_k ont été générés selon la loi $\mathcal{U}([-1, 1])$.

2.4.2 Les choix d'implémentation de l'algorithme de recherche

Un algorithme évolutionnaire a été choisi pour résoudre le problème d'optimisation, car cela permet notamment de contrôler la durée de résolution en associant un budget calculatoire à chaque résolution. De plus, les algorithmes évolutionnaires sont naturellement adaptés au contexte multi-objectifs (comme indiqué à la section 2.3.5) de par l'évolution

d'une cohorte de candidats qui permet d'approcher le front de Pareto après quelques cycles d'évolution. L'implémentation d'un Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) a été choisie pour gérer la composante multi-objectifs du problème. La qualité de chaque solution est donc évaluée au travers d'un rang (Algorithme 3) puis d'une crowding distance (Algorithme 4) en cas d'égalité. Comme il est recommandé par Deb *et al.* (2000), une population de N individus est incrémentée à chaque cycle $t \in 1, \dots, T$ de N enfants et l'ensemble est soumis au processus de sélection. Concernant la capacité de reproduction, le choix des parents est organisé par un tournoi de sélection où le nombre k d'individus concurrents pour se reproduire est un paramètre à optimiser. Les deux opérateurs génétiques, la recombinaison et la mutation, ont été utilisés pour insérer de la variabilité dans les nouveaux individus créés. Deux méthodes de mutation concurrentes ont été implémentées, l'une "simple" remplaçant la valeur \mathbf{x}_j d'un individu à une fréquence p_m par une valeur aléatoire générée de manière uniforme, et l'autre "mixte" dissociant le traitement des composantes quantitatives de celles qualitatives. $\mathbf{x}_F, F \in 1, \dots, d_1$ est ainsi perturbé par une réalisation aléatoire générée par une loi multinormale dont le paramètre de covariance est auto-ajusté via le processus de contrôle fourni en (2.25). Le processus de recombinaison des parents a lui aussi été implémenté avec deux méthodes concurrentes qui diffèrent sur la manière de désigner les composantes à croiser entre les deux parents. La première méthode est celle des "n blocs" où le nombre de blocs est un paramètre à optimiser et la seconde méthode est celle uniforme où le nombre d'échanges est également arbitré par un processus d'ajustement des paramètres.

2.4.3 L'optimisation des paramètres

Le choix des paramètres de l'algorithme est un exercice délicat, mais indispensable pour assurer une bonne qualité de l'approximation du front de Pareto en un temps de résolution (budget calculatoire) raisonnable. Cela peut se traduire comme un autre problème d'optimisation multi-objectifs, où les paramètres de l'algorithme sont les composantes de la variable de décision et les fonctions objectifs sont la qualité d'approximation du front de Pareto, le temps de résolution et le budget calculatoire alloué à la résolution du problème. Il est aussi important de rappeler que l'algorithme est stochastique impliquant que l'estimation du front de Pareto $\hat{P}F$ varie d'une résolution à l'autre. Pour un choix robuste des paramètres, la résolution du problème d'optimisation avec un ensemble de paramètres fixés a été répétée $B = 15$ fois et les critères mesurés à chaque résolution ont été moyennés dans l'esprit du MBF défini en (2.15). La mesure de l'hypervolume défini en (2.36), estimé via la méthode Monte Carlo, a été utilisée pour mesurer la qualité de

l'approximation du front de Pareto :

$$\theta^* = \operatorname{argmax}_{\theta} \left(\sum_{b=1}^B HI(P_b), -TN, -\sum_{b=1}^B \operatorname{time}(P_b) \right), \quad (2.39)$$

1995 où $\operatorname{time}(P_b)$ est la mesure de la durée utilisateur de la résolution b du problème et θ
est l'ensemble des paramètres à optimiser : N la taille de la population, T le nombre de
cycles, la méthode de recombinaison (“bloc” ou “uniforme”) et les paramètres associés n_{blocs}
et $n_{echanges}$, la méthode de mutation (“simple” ou “mixte”) et la fréquence de mutation
associée p_m , k le nombre de concurrents dans les tournois pour désigner les parents. La
2000 grille de recherche des valeurs optimales des hyper-paramètres est indiquée dans le tableau
2.3.

Paramètre	Type	Variation
k	Entier	[2, 15]
Méthode recombinaison	Catégorie	{uniforme, bloc}
$n_{echanges}$	Entier	[1, 10]
n_{blocs}	Entier	[2, 7]
Méthode mutation	Catégorie	{simple, mixte}
p_m	Réel	[0, 1]
T	Entier	[5, 50]
N	Entier	[10, 100]

TABLE 2.3 – Grille de recherche des hyper-paramètres

Ce “meta-problème” d’optimisation a été résolu avec le NSGA-II avec un nombre de $T = 20$
cycles, une taille de population $N = 40$, une méthode de mutation mixte ayant une fré-
quence de mutation $p_m = 0.3$, une méthode de recombinaison uniforme de 3 échanges
2005 et un tournoi de sélection entre 4 individus. Le code de cette simulation est disponible à
https://github.com/alex-conanec/MOOVaR/blob/main/vignettes/NSGA_hyperparameter_tuning.R
Le temps de résolution de ce “meta-problème” est important (8h30 environ sur 15 coeurs
d’une machine de calcul), car l’évaluation de la fonction objectif nécessite la résolution
d’un problème d’optimisation B fois. Cependant, cette étape d’optimisation des para-
2010 mètres n’est nécessaire qu’une seule fois, en amont de la mise en production. Après 20
cycles, l’algorithme évolutionnaire semble converger vers une solution stable puisque l’in-
dicateur d’hypervolume ne progresse plus sur les dernières itérations (voir la Figure 2.10.

Comme attendu, plus le budget calculatoire (en temps ou en nombre d’évaluations) est
élevé, plus la qualité d’estimation (HI) du front de Pareto est importante. Sur la Figure

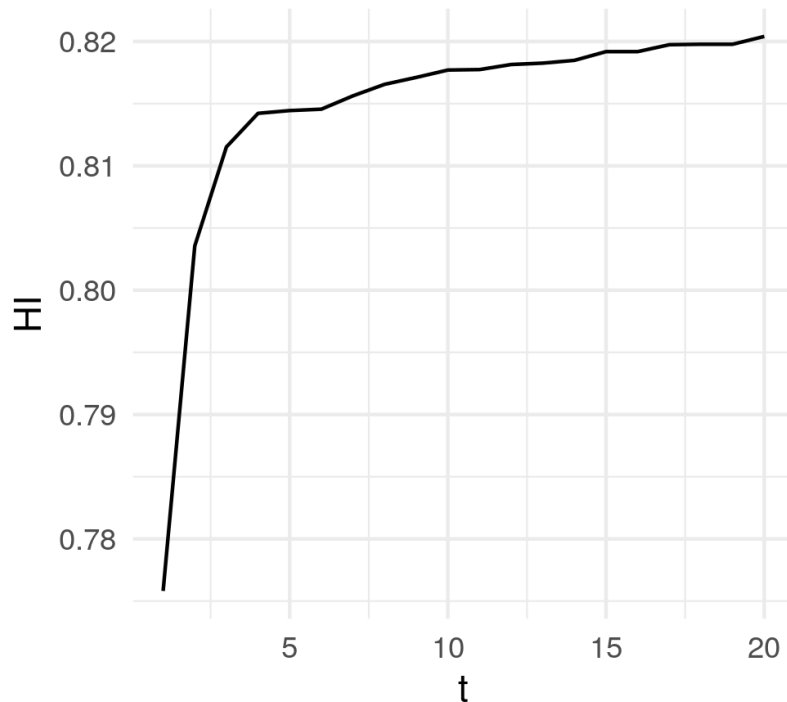


FIGURE 2.10 – Évolution de l’hypervolume (HI), critère de qualité d’approximation du front de Pareto, au cours des itérations t de l’algorithme évolutionnaire employé pour résoudre le problème multi-objectifs d’optimisation des paramètres maximisant la qualité d’approximation du front de Pareto du problème d’intérêt simulé, décrit à la section 2.4.3, de manière efficiente

2015 2.11 présentant les résultats de la résolution de l’optimisation, trois compromis entre ce budget calculatoire et cette qualité d’approximation ont été étudiés dans une zone de “transition”, le “coude” du front de Pareto.

Parmi les 38 solutions obtenues, une seule a opté pour une stratégie avec mutation des composantes qualitatives. Une fréquence de mutation nulle signifie que les composantes qualitatives de la variable de décision du problème d’intérêt ne sont modifiées que via le système de recombinaison. La première hypothèse pour expliquer ce résultat est que le nombre de composantes qualitatives étant faible (seulement 3), le nombre total de combinaisons n’est pas très important et donc une diversité de solution peut-être entièrement explorée via la recombinaison. L’autre hypothèse qui pourrait expliquer ce choix est que le problème est relativement simple, de par la linéarité des fonctions objectifs garantissant un front de Pareto théorique convexe, l’algorithme n’a donc pas de risque de se faire piéger dans un maximum local.

La méthode de recombinaison qui a été choisie par le plus de compromis est la méthode uniforme (31 fois contre 7 pour la méthode par bloc). La méthode par bloc concerne

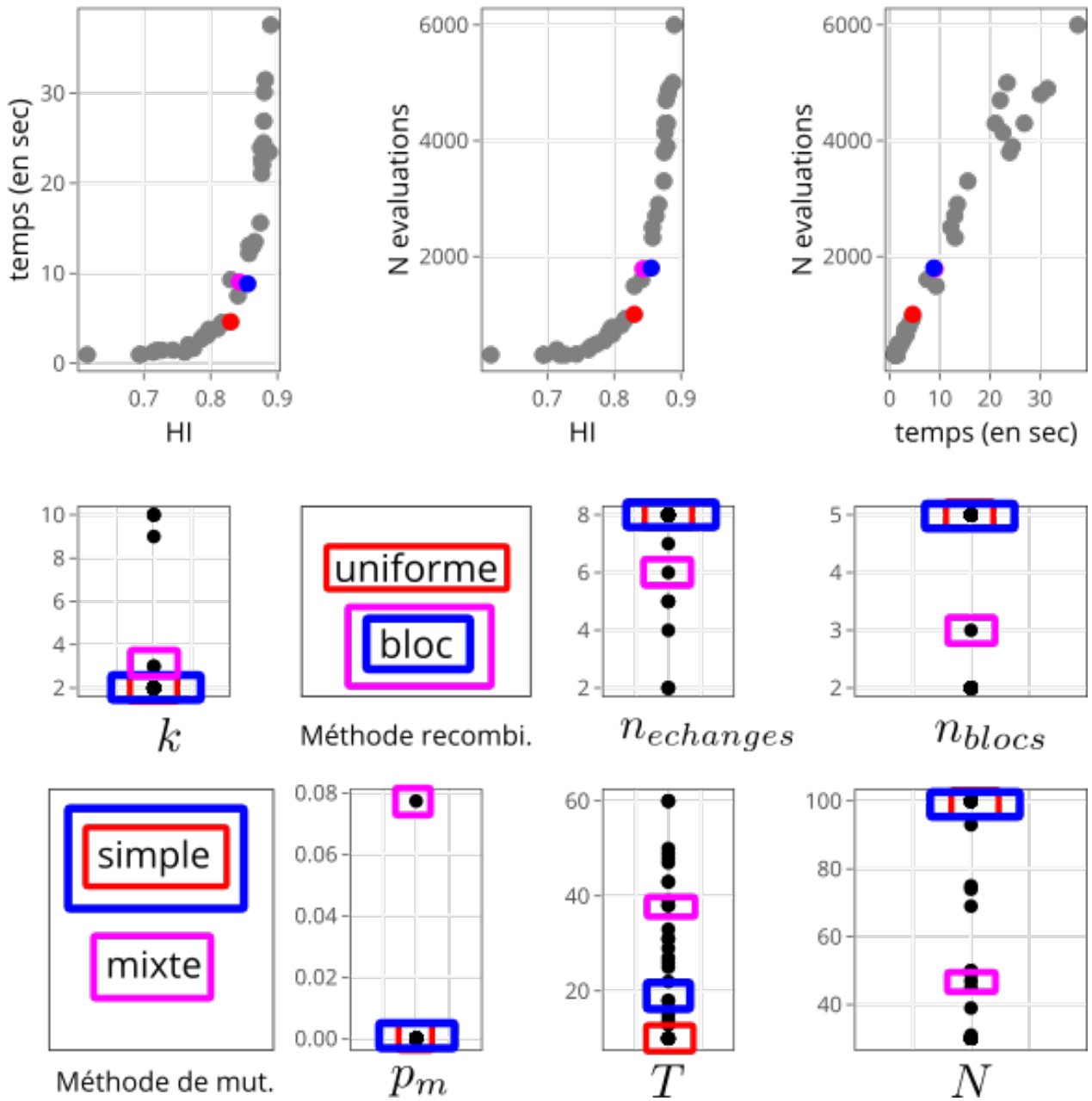


FIGURE 2.11 – Résultats de l’optimisation des paramètres de l’algorithme évolutionnaire pour résoudre le problème d’intérêt simulé, décrit à la section 2.4.3. Les trois graphiques du haut représentent les critères de qualité (hypervolume HI, le temps de résolution en seconde et le nombre d’évaluations de la fonction objectif f) projetées deux à deux laissant deviner un compromis nécessaire entre maximisation de l’hypervolume et le coût calculatoire (qu’il soit calculé en temps ou en nombre d’évaluations). Parmi l’ensemble des solutions, 3 ont été retenues pour cette étude. Les paramètres optimaux permettant d’atteindre ces compromis sont visibles grâce au code couleur.

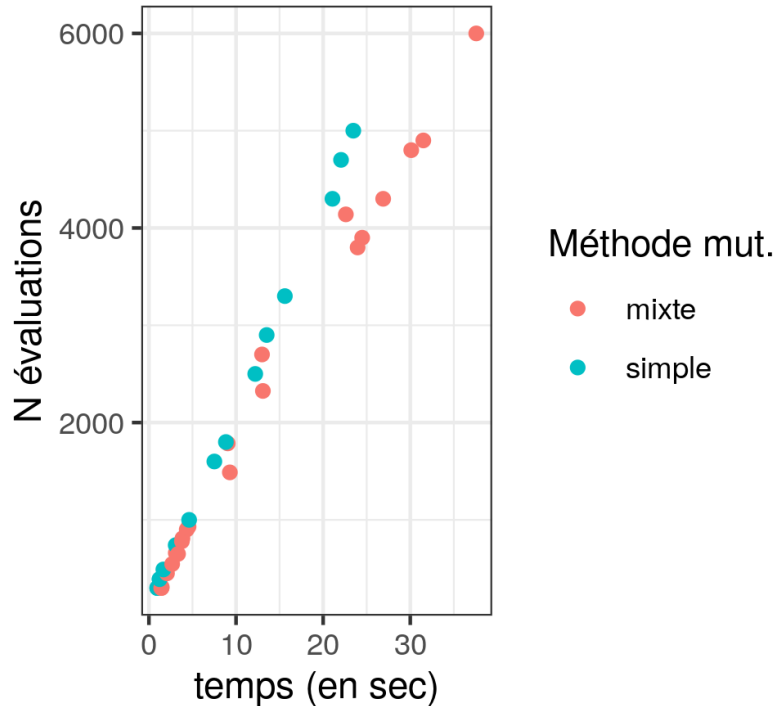


FIGURE 2.12 – Nombre d’évaluations des fonctions objectifs en fonction du temps de résolution des différents compromis ayant opté pour un type de mutation différent et représenté par le code couleur.

2030 des compromis dans le “coude” du front de Pareto dont les solutions ne permettent ni d’avoir les résolutions les plus rapides ni les résolutions les plus précises. Le facteur le plus significatif pour expliquer la qualité de l’approximation moyenne (d’après une régression linéaire) est le nombre d’individus N ($p\text{-value} \approx 10^{-8}$). Cela semble logique au regard de l’illustration donnée par la Figure 2.9, car plus le nombre de points est grand, plus
 2035 l’hypervolume (HI) dominé est important. L’augmentation du nombre de cycles semble elle aussi améliorer la qualité de l’approximation ($p\text{-value} \approx 10^{-5}$) mais dans une moindre mesure que N .

L’utilisation de la méthode de mutation “mixte” ne permet pas clairement d’atteindre de meilleurs compromis. Par contre, il a été remarqué, de manière claire, qu’à même
 2040 nombre d’évaluations de la fonction objectif, le temps de résolution était plus long (Figure 2.12).

La cinétique de la qualité d’approximation du front de Pareto (Figure 2.13) permet de visualiser la différence de stratégie entre le compromis 22 (vert) et 23 (bleu), qui ont un budget calculatoire équivalent (1800 évaluations pour 23 et 1786 pour 22). En accord
 2045 avec les deux p -values, une stratégie de répartition du budget calculatoire en faveur de N plutôt que de T semble meilleure. On remarque aussi sur ce graphique que la solution

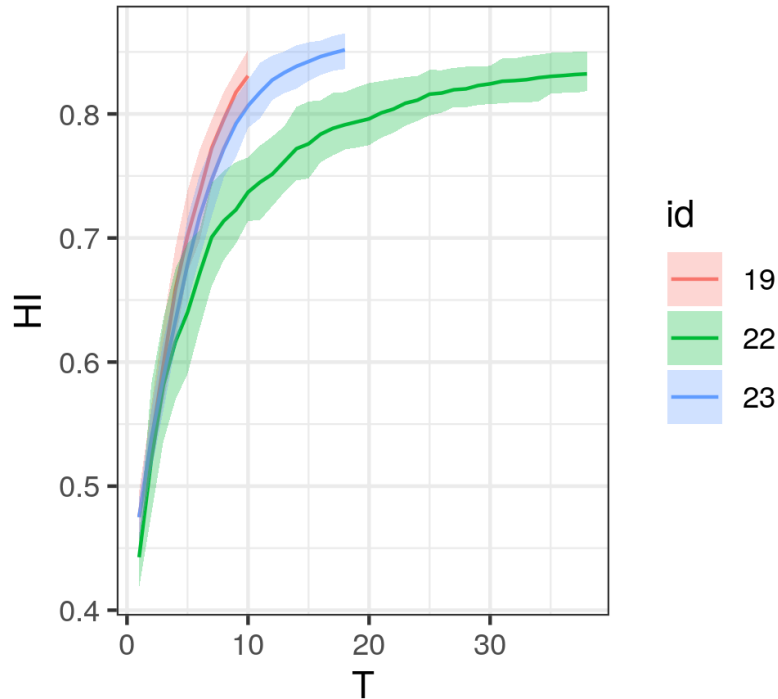


FIGURE 2.13 – Évolution de l’hypervolume (HI), critère de qualité d’approximation du front de Pareto, au cours des itérations t de l’algorithme évolutionnaire employé pour résoudre le problème d’intérêt simulé, décrit à la section 2.4.3. Chaque couleur est liée à une solution de paramètres donnés parmi les résultats de l’optimisation des paramètres. Les courbes et l’aire entourant celles-ci sont respectivement la moyenne de l’hypervolume et sont encadrement entre deux quantiles à 0.1 et 0.9.

19 (rouge), qui est la plus rapide, a une qualité d’approximation du front de Pareto assez bonne et mériterait de recevoir un budget plus important, car il semble que la résolution ait été arrêtée à un moment où la qualité de l’estimation progressait encore.

2050 De par l’ensemble de ces observations, le choix final des paramètres optimaux parmi ces trois compromis s’est porté sur ceux de la solution (bleue) 23.

Ce chapitre a permis de formaliser le problème d’optimisation d’intérêt. Grâce à la brève revue des techniques de résolution existantes des problèmes
 2055 d’optimisation multi-objectifs, nous avons opté pour la recherche du front de Pareto pour résoudre le problème d’intérêt, car cela permet en une seule résolution de trouver un ensemble de compromis au sein duquel le décideur peut choisir *a posteriori*. La difficulté à résoudre les problèmes d’optimisation et à choisir l’algorithme de recherche le plus adapté au problème a ensuite
 2060 été évoquée. Ce travail a notamment orienter notre choix vers les algorithmes

évolutionnaires qui ont l'avantage d'être flexibles à différents problèmes, de moduler le coût calculatoire de la résolution grâce à un budget calculatoire prévu par le modélisateur et d'être bien adapté à la résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs. Les différentes stratégies d'implémentation de ces algorithmes ont ensuite été détaillées laissant apparaître des arbitrages à réaliser entre les différentes méthodes et le calibrage d'hyper-paramètres associés. Enfin, nous avons simulé un problème similaire à ceux qui seront résolus en production afin d'affiner ces choix d'implémentation et d'optimiser les paramètres associés.

2065

2070 Bibliographie

Back, T. (1996). *Evolutionary algorithms in theory and practice : evolution strategies, evolutionary programming, genetic algorithms*, Oxford university press.

Bader, J. et Zitzler, E. (2011). HypE : An algorithm for fast hypervolume-based many-objective optimization, *Evolutionary computation* **19**(1) : 45–76.

2075

Beume, N., Fonseca, C. M., Lopez-Ibanez, M., Paquete, L. et Vahrenhold, J. (2009). On the complexity of computing the hypervolume indicator, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* **13**(5) : 1075–1082.

Beyer, H.-G. (2001). *The theory of evolution strategies*, Springer Science & Business Media.

2080

Burkard, R. E. et Rendl, F. (1984). A thermodynamically motivated simulation procedure for combinatorial optimization problems, *European Journal of Operational Research* **17**(2) : 169–174.

Chaouqui, F., Ciaramella, G., Gander, M. J. et Vanzan, T. (2018). On the scalability of classical one-level domain-decomposition methods, *Vietnam Journal of Mathematics* **46**(4) : 1053–1088.

2085

Conanec, A., Ramadan, L., Chriki, S. et Ellies-Oury, M.-P. (2020). Méthodologie d'évaluation multicritère de la viande bovine, Winter Simulation Conference, Paris.

Custódio, A. L., Madeira, J. A., Vaz, A. I. F. et Vicente, L. N. (2011). Direct multisearch for multiobjective optimization, *SIAM Journal on Optimization* **21**(3) : 1109–1140.

- 2090 Deb, K., Agrawal, S., Pratap, A. et Meyarivan, T. (2000). A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization : NSGA-II, *International conference on parallel problem solving from nature*, Springer, pp. 849–858.
- Deb, K. et Jain, H. (2013). An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point-based nondominated sorting approach, part I : solving problems with
2095 box constraints, *IEEE transactions on evolutionary computation* **18**(4) : 577–601.
- Dellnitz, M., Schütze, O. et Hestermeyer, T. (2005). Covering Pareto sets by multilevel subdivision techniques, *Journal of optimization theory and applications* **124**(1) : 113–136.
- Dorigo, M. et Di Caro, G. (1999). Ant colony optimization : a new meta-heuristic, *Proceedings of the 1999 congress on evolutionary computation-CEC99 (Cat. No. 99TH8406)*, Vol. 2, IEEE, pp. 1470–1477.
- Eiben, A. E. (2000). Multi-parent recombination, *Evolutionary computation* **1** : 289–307.
- Eiben, A. E. et Smith, J. E. (2003). *Introduction to evolutionary computing*, Vol. 53, Springer.
- 2105 Elarbi, M., Bechikh, S., Gupta, A., Said, L. B. et Ong, Y.-S. (2017). A new decomposition-based NSGA-II for many-objective optimization, *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics : systems* **48**(7) : 1191–1210.
- Emmerich, M., Beume, N. et Naujoks, B. (2005). An EMO algorithm using the hypervolume measure as selection criterion, *International Conference on Evolutionary
2110 Multi-Criterion Optimization*, Springer, pp. 62–76.
- Emmerich, M. T. et Deutz, A. H. (2018). A tutorial on multiobjective optimization : fundamentals and evolutionary methods, *Natural computing* **17**(3) : 585–609.
- Emmerich, M. T., Yang, K. et Deutz, A. H. (2020). Infill criteria for multiobjective Bayesian optimization, *High-Performance Simulation-Based Optimization*, Springer, pp. 3–
2115 16.
- Eshelman, L. J., Caruana, R. A. et Schaffer, J. D. (1989). Biases in the crossover landscape, *Proceedings of the third international conference on Genetic algorithms*, pp. 10–19.
- Figueira, J. R., Greco, S. et Roy, B. (2009). ELECTRE methods with interaction between criteria : An extension of the concordance index, *European Journal of Operational
2120 Research* **199**(2) : 478–495.

- Fogel, L. J. (1965). Artificial intelligence through a simulation of evolution, *Proc. of the 2nd Cybernetics Science Symp., 1965*.
- Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithms in search, *Optimization, and Machine Learning*.
- 2125 Guerreiro, A. P. et Fonseca, C. M. (2017). Computing and updating hypervolume contributions in up to four dimensions, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* **22**(3) : 449–463.
- Herrera, F., Lozano, M. et Sánchez, A. M. (2003). A taxonomy for the crossover operator for real-coded genetic algorithms : An experimental study, *International Journal of*
 2130 *Intelligent Systems* **18**(3) : 309–338.
- Hilliermeier, C. (2001). *Nonlinear multiobjective optimization : a generalized homotopy approach*, Vol. 135, Springer Science & Business Media.
- Hoffmeister, F. et Bäck, T. (1992). Genetic self-learning, *Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life*, Citeseer.
- 2135 Holland, J. H. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems : an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*, MIT press.
- Khuri, S., Bäck, T. et Heitkötter, J. (1994). The zero/one multiple knapsack problem and genetic algorithms, *Proceedings of the 1994 ACM symposium on Applied computing*, pp. 188–193.
- 2140 Kuhn, H. W. (1951). TUCKER : Nonlinear programming, *Proc. 2nd Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, pp. 481–492.
- Mareschal, B., Brans, J. P. et Vincke, P. (1984). PROMETHEE : A new family of outranking methods in multicriteria analysis, *Technical report*, ULB–Universite Libre de Bruxelles.
- 2145 Michalewicz, Z. (1996). GAs : What are they?, *Genetic algorithms+ data structures= evolution programs*, Springer, pp. 13–31.
- Miettinen, K. (2012). *Nonlinear multiobjective optimization*, Vol. 12, Springer Science & Business Media.
- Neustadt, L. W. (2015). *Optimization*, Princeton University Press.

- 2150 Pandey, H. M., Chaudhary, A. et Mehrotra, D. (2014). A comparative review of approaches to prevent premature convergence in GA, *Applied Soft Computing* **24** : 1047–1077.
- Paulavičius, R., Sergeyev, Y. D., Kvasov, D. E. et Žilinskas, J. (2014). Globally-biased DISIMPL algorithm for expensive global optimization, *Journal of Global Optimization* **59**(2-3) : 545–567.
- 2155 Riquelme, N., Von Lüken, C. et Baran, B. (2015). Performance metrics in multi-objective optimization, *2015 Latin American Computing Conference (CLEI)*, IEEE, pp. 1–11.
- Roy, B. (1990). The outranking approach and the foundations of ELECTRE methods, *Readings in multiple criteria decision aid*, Springer, pp. 155–183.
- Saaty, T. L. (1990). How to make a decision : the analytic hierarchy process, *European*
2160 *journal of operational research* **48**(1) : 9–26.
- Salcedo-Sanz, S. (2009). A survey of repair methods used as constraint handling techniques in evolutionary algorithms, *Computer science review* **3**(3) : 175–192.
- Schaffer, J. D. (1984). *Some experiments in machine learning using vector evaluated genetic algorithms (artificial intelligence, optimization, adaptation, pattern recognition)*,
2165 PhD Thesis, Vanderbilt University.
- Schütze, O., Dell’Aere, A. et Dellnitz, M. (2005). On continuation methods for the numerical treatment of multi-objective optimization problems, *Dagstuhl Seminar Proceedings*, Schloss Dagstuhl-Leibniz-Zentrum für Informatik.
- Semet, Y., Berthelot, B., Glais, T., Isbérie, C. et Varest, A. (2019). Expert Competitive
2170 Traffic Light Optimization with Evolutionary Algorithms., *VEHITS*, pp. 199–210.
- Skorin-Kapov, J. (1990). Tabu search applied to the quadratic assignment problem, *ORSA Journal on computing* **2**(1) : 33–45.
- Smith, J. et Vavak, F. (1999). Replacement strategies in steady state genetic algorithms : Static environments, *Foundations of genetic algorithms* **5** : 219–233.
- 2175 Spears, W. M. et De Jong, K. A. (1991). An analysis of multi-point crossover, *Foundations of genetic algorithms*, Vol. 1, Elsevier, pp. 301–315.
- Syswerda, G. (1989). Uniform crossover in genetic algorithms, *Proceedings of the 3rd international conference on genetic algorithms*, pp. 2–9.

- 2180 Tanese, R. (1987). Parallel genetic algorithm for a hypercube, *Genetic algorithms and their applications : proceedings of the second International Conference on Genetic Algorithms : July 28-31, 1987 at the Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA*, Hillsdale, NJ : L. Erlbaum Associates, 1987.
- Tomazella, C. P. et Nagano, M. S. (2020). A comprehensive review of Branch-and-Bound algorithms : Guidelines and directions for further research on the flowshop scheduling
2185 problem, *Expert Systems with Applications* p. 113556.
- Wegener, I. (2005). *Complexity theory : exploring the limits of efficient algorithms*, Springer Science & Business Media.
- Weise, T., Zapf, M., Chiong, R. et Nebro, A. J. (2009). Why is optimization difficult ?, *Nature-inspired algorithms for optimisation*, Springer, pp. 1–50.
- 2190 Zhang, Q. et Li, H. (2007). MOEA/D : A multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition, *IEEE Transactions on evolutionary computation* **11**(6) : 712–731.
- Črepinšek, M., Liu, S.-H. et Mernik, M. (2013). Exploration and exploitation in evolutionary algorithms : A survey, *ACM computing surveys (CSUR)* **45**(3) : 1–33.

Chapitre 3

2195 Optimisation “data-driven”

La résolution d’un problème d’optimisation permet de prendre les meilleures décisions dans le but de maximiser une ou plusieurs fonctions objectifs \mathbf{f} . Comme cela a été expliqué au chapitre précédent, résoudre ce type de problème nécessite un algorithme de recherche qui va tester de manière efficiente plusieurs solutions \mathbf{x} et comparer la qualité \mathbf{y} de celles-ci obtenue via \mathbf{f} . Cependant, dans la pratique, \mathbf{f} n’est pas forcément exprimée sous une forme analytique notamment dans deux situations. La première est lorsque \mathbf{f} résulte d’un système trop complexe à modéliser : la tendreté de la viande d’un bovin nécessiterait par exemple une compréhension totale des nombreux phénomènes biochimiques et biomécaniques au sein du muscle au cours de la vie de l’animal, ce qui semble illusoire à moyen terme. La deuxième situation s’illustre lorsque l’évaluation d’une solution par \mathbf{f} résulte de simulations complexes très longues, comme le calcul aérodynamique d’un véhicule en fonction de la forme d’un de ses composants par exemple (Booker *et al.*, 1998). Pour résoudre ces problèmes d’optimisation, il est néanmoins possible de se baser sur des observations du système, c’est-à-dire différentes valeurs de la variable de décision \mathbf{x} et leurs indicateurs de performance/qualité \mathbf{y} associées. L’idée principale derrière l’optimisation dite “data-driven” est d’estimer un modèle, dit de substitution, $\hat{\mathbf{f}}$ à partir de ce couple de données (\mathbf{x}, \mathbf{y}) . Chaque évaluation d’une solution dans l’algorithme de recherche est ensuite réalisée avec ce modèle $\hat{\mathbf{f}}$ évitant ainsi de recourir à une vraie évaluation de \mathbf{f} par une expérimentation coûteuse ou une simulation nécessitant une durée et des ressources calculatoires importantes.

Les modèles de substitution permettent aussi de mettre en évidence le lien entre la variable de décision \mathbf{x} et l’objectif mesuré à partir d’un indicateur de qualité \mathbf{y} . En effet, on peut généraliser la relation entre la variable de décision et l’objectif par

$$\mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \epsilon, \tag{3.1}$$

où ϵ est un terme d’erreur aléatoire qui représente l’incapacité de \mathbf{x} à expliquer entièrement les variations de \mathbf{y} . Or si l’on cède à la facilité, on peut être tenté pour répondre à la question “quelle est la valeur optimale de \mathbf{x} pour maximiser \mathbf{y} ?” de prendre le couple

($\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i$) tel que \mathbf{y}_i ait la meilleure qualité. Quand bien même le nombre n d'observations disponibles est grand, cette stratégie naïve pourrait conduire à sélectionner une observation \mathbf{x}_i sous-optimale qui aurait pourtant une qualité observée \mathbf{y}_i maximale (de manière relative à l'échantillon) de par des réalisations de ϵ favorables. Utiliser un modèle de substitution permet au contraire de généraliser l'information disponible sur l'ensemble de l'échantillon et d'exprimer lucidement la part d'incertitude de notre modèle. Il est alors possible de résoudre le problème d'optimisation de manière plus robuste et de soumettre la gestion de l'incertitude aux souhaits du décideur.

La principale difficulté rencontrée lors de la mise en place d'une optimisation "data-driven" est la qualité et la quantité des données disponibles (Jin *et al.*, 2018). En effet, le nombre d'observations doit être conséquent pour obtenir une bonne estimation de \mathbf{f} . La répartition des données est aussi très importante. Dans la pratique, il n'est cependant pas rare que des zones de l'espace de décision ne présentent aucune observation. Le modèle de substitution n'est par conséquent pas estimé sur ces zones. Lors de la résolution du problème par l'algorithme de recherche, il est donc dangereux de tester des solutions appartenant à ces zones de l'espace de décision dépourvues d'observations, car le modèle n'a pas observé le phénomène dans ces zones et ses prédictions seraient donc hasardeuses.

Ce chapitre sera l'occasion dans un premier temps de faire une revue des éléments importants pour estimer un bon modèle de substitution. Une seconde partie sera ensuite dédiée aux différentes stratégies que nous utilisons pour gérer l'incertitude. Enfin, nous expliquerons comment nous avons géré la disparité des données sur l'espace de décision afin d'éviter que le modèle de substitution ne soit utilisé, par l'algorithme de recherche, pour prédire dans des zones dépourvues d'observations.

3.1 Le modèle de substitution

La fonction objectif \mathbf{f} est multivariée mais peut aussi être représentée comme un vecteur de p fonctions univariées (f_1, \dots, f_p). Le modèle de substitution $\hat{\mathbf{f}}$ peut ainsi être vu comme p modèles de régression de y_j par la variable de décision \mathbf{x} étant donné que $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^p$. Le choix des modèles de régression doit répondre à plusieurs critères. D'abord ils doivent naturellement permettre d'expliquer le maximum de variation de chaque y_j par la variable de décision \mathbf{x} . Ensuite, la durée pour évaluer la qualité d'une solution via le modèle doit être courte. Ce critère peut-être de second ordre dans un contexte où le modèle n'est utilisé que de manière ponctuelle, mais dans l'approche d'optimisation, plusieurs milliers d'évaluations sont nécessaires, ce qui par conséquent a un impact non négligeable dans la rapidité de résolution du problème. Enfin, même si à ce stade de nos

travaux la base de données est arrêtée pour finaliser ce rapport, les nombres d_1 et d_2 de composantes de la variable de décision \mathbf{x} peuvent être amenés à évoluer avec l'arrivée de nouvelles mesures dans les expérimentations en station ou le développement de nouveaux capteurs dans les exploitations agricoles. Un modèle capable de s'adapter de manière "flexible" à la nature de la relation entre \mathbf{x} et \mathbf{y} est donc un dernier critère pour arbitrer le choix du modèle. D'ailleurs, la flexibilité du modèle est aussi un atout pour transposer cette approche à d'autres problèmes d'optimisation "data-driven".

3.1.1 Modèle non paramétrique

Un modèle non paramétrique ne prend, par définition, aucune forme prédéterminée, car aucune forme paramétrique sur la relation entre \mathbf{x} et y n'est imposée. Par conséquent, les modèles non paramétriques sont très flexibles, car ils sont uniquement dépendants des données.

Pour prédire y à partir d'un nouvel input \mathbf{x} , la régression avec un estimateur à noyau de Nadaraya–Watson pondère par exemple chaque observation Y_i par un poids qui prend en compte la distance entre l'observation de la variable explicative associée \mathbf{X}_i et ce nouvel input \mathbf{x} :

$$\hat{f}(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n K_{\mathbf{H}}(\mathbf{x} - \mathbf{X}_i) Y_i}{\sum_{i=1}^n K_{\mathbf{H}}(\mathbf{x} - \mathbf{X}_i)}, \quad (3.2)$$

avec par exemple un noyau multi-gaussien

$$K_{\mathbf{H}}(\mathbf{x}) = (2\pi)^{-d_1/2} |\mathbf{H}|^{-1/2} e^{-0.5\mathbf{x}'\mathbf{H}^{-1}\mathbf{x}}. \quad (3.3)$$

où \mathbf{H} , une matrice de taille $d_1 \times d_1$, est le paramètre de lissage et $|\mathbf{H}|$ est le déterminant de \mathbf{H} . Ce modèle étant défini pour les d_1 composantes réelles de \mathbf{x} , une approche pour intégrer des variables catégorielles consiste à former des sous-ensembles d'observations de sorte que toutes les observations \mathbf{X}_i de ces derniers possèdent les mêmes modalités pour les variables catégorielles en question. On crée alors autant de modèles qu'il existe de combinaisons entre les modalités des variables catégorielles.

Cette méthode est également très sensible à l'ajustement du paramètre de lissage \mathbf{H} qui, dans l'idéal, doit permettre d'atteindre un compromis entre biais et variance. Pour rappel, le biais d'un modèle est important lorsque l'information des variables explicatives est sous-exploitée : le cas extrême étant la prédiction par la moyenne \bar{y} peu importe \mathbf{x} , alors qu'un modèle avec une forte variance traduit une sur-exploitation des données de l'échantillon : le cas extrême étant ici de développer un modèle qui prédit de manière

exacte toutes les observations de l'échantillon, mais ne généralise en rien la relation entre \mathbf{x} et y . On parle de variance élevée, car si l'on prélève un autre échantillon, le modèle évaluant la même relation variera de manière importante. L'optimisation de ce paramètre \mathbf{H} est généralement faite par validation croisée afin d'éviter justement une dépendance trop forte à l'échantillon en minimisant la somme des erreurs aux carrés

$$\hat{\mathbf{H}} = \underset{\mathbf{H}}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\hat{f}_{\mathbf{H},-k}(\mathbf{X}_k) - Y_k)^2 \quad (3.4)$$

où $\hat{f}_{\mathbf{H},-k}$ est le modèle estimé avec un paramètre \mathbf{H} sur un échantillon de données privé de la $k^{\text{ème}}$ observation. Des méthodes alternatives à cette validation croisée dite "leave-one-out" existe pour ajuster ce paramètre (Köhler et al. 2014) car cette dernière présente quelques inconvénients. Le plus contraignant est l'explosion calculatoire qui survient lorsque le nombre d'observations n est important. Une alternative serait alors de prendre N sous-ensembles de l'échantillon afin de maîtriser le budget calculatoire accordé à l'estimation de \mathbf{H} . Cependant cette estimation pose le problème de la variance de l'estimation du paramètre dû aux tirages aléatoires des sous-échantillons. La complexité de l'estimation \mathbf{H} dans l'implémentation optimisée du package R "ks" est $\mathcal{O}(n^{-4/d_1+2})$ indiquant que le nombre de composantes de \mathbf{x} pose aussi un souci calculatoire, on parle de malédiction de la dimension (Chacón et Duong, 2018). Dans ce package, la limite est fixée à $d_1 = 6$, ce qui est un frein majeur à l'utilisation de la régression par noyau de lissage, car le nombre de composantes de la variable de décision est plus élevé et amené à croître davantage.

L'"effet de bord", c'est-à-dire la difficulté à prédire les zones à l'extrémité de l'espace de décision, est l'un des autres inconvénients de cette méthode de régression. Encore une fois, ce problème est aggravé avec l'augmentation de la dimension de \mathbf{x} , car la région de bord occupe une proportion de plus en plus grande (Simonoff, 2012).

Enfin, bien que l'interprétabilité des modèles n'est pas cruciale pour l'approche d'optimisation développée, elle permet dans le cadre de ce travail scientifique de comprendre le fonctionnement des modèles et le lien effectif entre les composantes de la variable de décision \mathbf{x} et les indicateurs de qualité/performance \mathbf{y} . Or un modèle non paramétrique souffre de manque d'interprétabilité (Györfi *et al.*, 2002). Une méthode innovante de calcul de l'importance de chaque variable (VI) avait été mise au point en début de thèse (Ellies-Oury *et al.*, 2019). Liée à aucun modèle en particulier, cette méthode entièrement computationnelle repose sur une perturbation de la $j^{\text{ème}}$ composante, en permutant les observations de cette colonne, avant l'estimation la fonction de lien \hat{f} . Si la composante j est effectivement très importante pour expliquer les variations de y alors la somme des résidus aux carrés (MSE) augmente drastiquement et on en déduit une forte importance

de cette composante dans le modèle

$$VI_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{f}_j(\mathbf{X}_i) - Y_i)^2. \quad (3.5)$$

2300 Pour plus de robustesse, cette procédure est répétée B fois afin d'obtenir une distribu-
tion de cet indicateur qui peut ensuite être résumé par sa moyenne et sa variance. Cet
indicateur peut ainsi être utilisé pour identifier les variables qui sont les plus influentes
au sein du modèle. Il peut aussi être utilisé pour obtenir un modèle plus parcimonieux
en retirant les variables ayant une importance VI_j inférieure à un certain seuil. Ce seuil
peut être fixé au niveau du MSE ou bien grâce à une méthode de détection de rupture,
2305 de la moyenne ou de la variance des indicateurs VI_j notamment.

D'autres méthodes non paramétriques comme les forêts aléatoires (Breiman, 2001)
ou les machines à vecteur de support (SVM, Hearst *et al.* (1998)) sont aussi couramment
utilisées comme modèle de substitution, mais n'ont pas fait l'objet d'une étude approfondie
dans ce travail.

2310 3.1.2 Modèle paramétrique

À l'inverse, les modèles paramétriques sont moins souples puisqu'ils font des hypo-
thèses fortes sur la forme du modèle sous-jacent. Classiquement, un modèle de régression
linéaire est par exemple utilisé lorsque la relation entre \mathbf{x} et y est linéaire

$$y = \beta_0 + \sum_{j=1}^{d_1+d_2} \beta_j x_j + \epsilon = f_\beta(\mathbf{x}) + \epsilon, \quad (3.6)$$

où ϵ est un terme d'erreur aléatoire (souvent considéré comme étant Gaussien). On note
2315 qu'ici un modèle ANCOVA (analyse de la covariance) permet d'inclure les variables caté-
gorielles en créant d_2 indicatrices des modalités.

Un modèle paramétrique peut donc être vu comme une famille de fonction de lien au
sein de laquelle il faut choisir celle qui correspond le mieux à la relation observée entre \mathbf{x}
et y . L'estimation d'un modèle paramétrique est généralement le fruit d'une minimisation
d'une fonction de perte, par exemple la somme des résidus aux carrés (MSE)

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(f_\beta(\mathbf{X}_i) - Y_i \right)^2. \quad (3.7)$$

Classiquement, ce problème de minimisation peut être résolu avec la méthode des moindres

carrées ordinaires et on obtient :

$$\hat{\beta} = (\tilde{\mathbf{X}}'\tilde{\mathbf{X}})^{-1}\tilde{\mathbf{X}}'Y \quad (3.8)$$

où $\tilde{\mathbf{X}} = (1, \mathbf{X})$. Il est aussi possible d'ajouter dans cette matrice $\tilde{\mathbf{X}}$ la puissance ou le produit de plusieurs composantes x_j pour inclure une forme de non-linéarité dans le modèle et ainsi réduire le biais. En pratique, la relation entre la variable à expliquer y et une composante x_j peut en effet être non linéaire (par exemple le poids de carcasse en fonction de l'âge de l'animal). Inclure par défaut l'ensemble des interactions et des puissances jusqu'à un degré donné diminue donc considérablement le biais, mais cela se fait au prix de la complexité du modèle. Deux problèmes surviennent alors. D'abord le modèle devient impossible à estimer avec la méthode des moindres carrés (3.8) car le produit matriciel $\tilde{\mathbf{X}}'\tilde{\mathbf{X}}$ devient mal conditionné, l'inversion est donc délicate. Ensuite, le nombre \tilde{d} de prédicteur dans le modèle explose et induit du sur-apprentissage. Pour obtenir un modèle plus parcimonieux et régler de même coup l'estimation des β_j , la régression lasso utilise une pénalité de norme L_1 pour régulariser le problème de minimisation

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(f_{\beta}(\tilde{\mathbf{X}}_i) - Y_i \right)^2 + \gamma \sum_{j=1}^{\tilde{d}} |\beta_j|. \quad (3.9)$$

où γ est un hyper-paramètre régulant la dureté de la pénalité et $|\beta_j|$ est la valeur absolue de β_j . Plus γ est grand, plus un nombre important de $\hat{\beta}_j$ est nul et, à l'inverse, dans le cas où γ est nul, on retombe sur le problème de minimisation non régularisé (3.7). Pour ajuster l'hyper-paramètre γ afin d'obtenir un compromis entre biais et variance, on peut utiliser une méthode de validation croisée

$$\hat{\gamma} = \underset{\gamma}{\operatorname{argmin}} \sum_{k=1}^n MSE_{Lasso}(\hat{\beta}, \gamma, k) \quad (3.10)$$

où $MSE_{Lasso}(\hat{\beta}, \gamma, k)$ est l'erreur du seul $k^{\text{ème}}$ résidu au carré, calculé à partir d'un γ donné et d'un $\hat{\beta}$ estimé sans la $k^{\text{ème}}$ observation. Attention toutefois, la méthode lasso est très sensible à la colinéarité des composantes de \mathbf{x} et se révèle peu efficace dans ce contexte (Leeuwenberg et al. 2021).

2320

La sélection des variables à élever à une puissance donnée et les interactions entre variables à rajouter dans le modèle peuvent aussi se faire grâce à l'expertise du modélisateur. Cela n'empêche pas d'avoir recours à une régularisation de la régression afin d'éviter le sur-apprentissage. Moins brutale que la méthode Lasso, l'approche Ridge utilise la norme

L_2 de β pour pénaliser la fonction de perte

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(f_{\beta}(\tilde{\mathbf{X}}_i) - Y_i \right)^2 + \gamma \sum_{j=1}^{\bar{d}} (\beta_j)^2. \quad (3.11)$$

L'interprétabilité des modèles est aussi une grande force des modèles paramétriques peu complexes comme la régression linéaire. Les réseaux de neurones à couche dense, qui sont parfois utilisés comme modèle de substitution (Jin *et al.*, 2018), nécessitent à l'inverse un travail complémentaire pour espérer comprendre la contribution de chaque variable dans le modèle (Feng *et al.*, 2018).

Autre avantage qui figure parmi les priorités du modèle de substitution fixé ci-avant, la prédiction de y à partir de nouveaux inputs avec un modèle paramétrique est plus rapide qu'avec un modèle non paramétrique, car ce dernier est dépendant à chaque computation de la taille n de l'échantillon.

3.2 La gestion de l'incertitude

L'incertitude est par définition quelque chose qui ne peut être prédit. De nombreuses sources d'incertitude existent dans la pratique que l'on peut distinguer en deux grands types (Figure 3.1). Le premier type est l'incertitude sur la réalisation d'un événement qui prend part à la fonction objectif et que l'on peut donc qualifier "d'interne". L'exemple classique est celui du vendeur de journaux qui doit ajuster son stock pour maximiser son profit (Laderman *et al.*, 1953). L'incertitude dans ce problème est matérialisée par le nombre de journaux qui est vendu quotidiennement, car un invendu du jour j ne peut être vendu le lendemain. On a donc une incertitude qui pourrait être modélisée par :

$$y_j = f(x_j, \epsilon_j) \quad (3.12)$$

où pour un jour j , y_j est le profit réellement réalisé, x_j est le nombre de journaux acheté par le vendeur, ϵ_j le nombre de journaux vendus et f la fonction de profit. Lorsque la distribution de ϵ_j est connue, on peut alors résoudre le problème de maximisation du profit sur une période donnée (un mois par exemple) par une méthode de Monte Carlo

$$y^* = \max_x \sum_{s=1}^S \sum_{j=1}^{30} f(x_j, \epsilon_{j,s}) \quad (3.13)$$

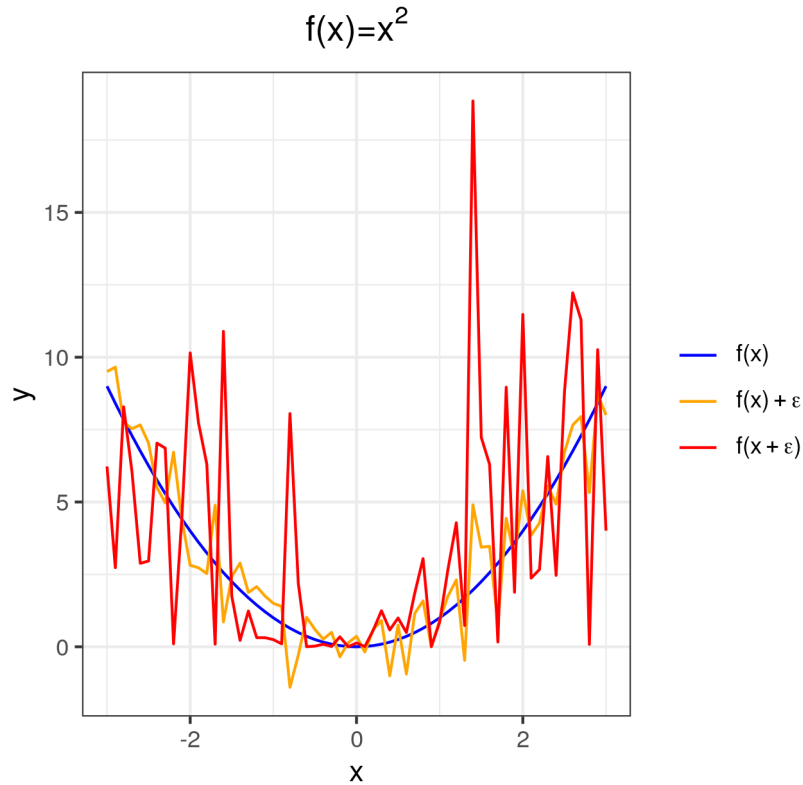


FIGURE 3.1 – Illustration des types d'incertitudes interne et externe à la fonction f avec une variable aléatoire simulée à partir d'une loi normale centrée réduite. On observe que les écarts à la vraie valeur (en bleu) sont d'autant plus importants dans le cas de l'incertitude interne (en rouge) que celle externe (en orange).

où S est un nombre de scénarios permettant de simuler une réalisation de $\epsilon_{j,s}$ selon la distribution des ventes de journaux connue pour un jour j .

Dans notre étude, ce type de gestion de l'incertitude pourrait être utilisé pour gérer le bruit des mesures lors de la collecte des données. La distribution de ces erreurs de
 2335 mesures, par exemple la précision de la mesure de la matière sèche ingérée par animal, n'est cependant pas disponible et il a été admis que la fiabilité des mesures était raisonnablement bonne (variance de ϵ faible) pour considérer ce type d'incertitude comme négligeable.

Le deuxième type d'incertitude est par contre très utile dans notre étude puisqu'il s'agit de l'incertitude liée à la prédiction d'un indicateur de qualité y à partir de la variable de décision x , comme cela est illustré dans l'équation (3.1), que l'on peut donc
 2340 qualifier "d'externe". Enfin, on note que l'on pourrait aussi distinguer de l'incertitude ϵ , l'erreur d'estimation des modèles. Celle-ci étant jugée négligeable devant ϵ et réductible en augmentant le nombre d'observations, n'a pas non plus fait l'objet d'une étude approfondie.

Dans cette partie, la manière dont nous avons géré l'incertitude des modèles de substitution en optimisation "data-driven" sera donc développée.

3.2.1 Le krigeage

Le krigeage est la méthode la plus fréquemment utilisée pour gérer l'incertitude en optimisation "data-driven" (Chugh, 2017) car elle a la capacité de prédire à la fois l'espérance et l'incertitude conditionnellement à un nouvel input \mathbf{x}

$$Y(\mathbf{x}) = \mu(\mathbf{x}) + Z(\mathbf{x}) \quad (3.14)$$

où $\mu(\mathbf{x})$ est un modèle de régression paramétrique $f(\beta, \mathbf{x})$ et $Z(\mathbf{x})$ est une variable aléatoire suivant une loi normale d'espérance nulle et de variance σ^2 . La force du modèle de krigeage est de donner un poids plus fort aux observations proches pour prédire un nouvel input \mathbf{x} . Pour cela une matrice de corrélations

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} R(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) & \dots & R(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ R(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_1) & \dots & R(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_n). \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

permet de pondérer le poids respectif de chaque observation lors de la prédiction du nouvel input \mathbf{x} . Cette matrice permet aussi d'éviter la redondance des points, c'est-à-dire que le poids de deux observations très proches sera moindre que si l'une de ces deux observations n'était pas présente. Parmi les diverses fonctions de corrélations existantes : exponentielle, linéaire, sphérique, c'est la gaussienne qui est le plus couramment utilisée

$$R_\theta(\mathbf{w}, \mathbf{x}) = \exp \left(- \sum_{k=1}^d \theta_k (\mathbf{w}^{(k)} - \mathbf{x}^{(k)})^2 \right) \quad (3.16)$$

où $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_d)$ est un hyper-paramètre optimisé par

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmax}_{\theta} - \frac{1}{2} (n \ln(\sigma^2) + \ln(|\mathbf{R}|)), \quad (3.17)$$

Pour un nouvel input \mathbf{x} , il est ainsi possible de prédire la distribution de la variable à expliquer

$$[Y(\mathbf{x}) \mid Y(\mathbf{X}) = \mathbf{y}] \sim \mathcal{N}(\hat{y}(\mathbf{x}), s^2(\mathbf{x})). \quad (3.18)$$

où

— l’espérance conditionnelle est estimée par

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \tilde{\mathbf{x}}'\beta + \mathbf{r}'(\mathbf{x})\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{X}}\beta) \quad (3.19)$$

— $\mathbf{r}'(\mathbf{x})$ est la transposée du vecteur des corrélations entre le nouvel input \mathbf{x} et les observations de la matrice \mathbf{X}

$$\mathbf{r}'(\mathbf{x}) = [R(\mathbf{x}, \mathbf{x}_1), \dots, R(\mathbf{x}, \mathbf{x}_n)], \quad (3.20)$$

— $\tilde{\mathbf{a}}$ dénote la transformation de \mathbf{a} pour obtenir une régression polynomiale de l’ordre souhaité (par exemple pour un ordre de 1, correspondant au modèle linéaire, on obtient $\tilde{\mathbf{a}} = [1, \mathbf{a}]$), et β est estimé par

$$\hat{\beta} = (\tilde{\mathbf{X}}'\mathbf{R}^{-1}\tilde{\mathbf{X}})^{-1}\tilde{\mathbf{X}}'\mathbf{R}^{-1}\mathbf{y}. \quad (3.21)$$

— La variance conditionnelle est estimée par

$$s^2(x) = \sigma^2(1 + \mathbf{u}'(\tilde{\mathbf{X}}'\mathbf{R}^{-1}\tilde{\mathbf{X}})^{-1}\mathbf{u} - \mathbf{r}(\mathbf{x})'\mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}(\mathbf{x})) \quad (3.22)$$

avec $\mathbf{u} = \mathbf{X}'\mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}(\mathbf{x}) - \mathbf{x}$ et σ^2 est estimé par

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n}(\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{X}}\hat{\beta})'\mathbf{R}^{-1}(\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{X}}\hat{\beta}). \quad (3.23)$$

Il est à noter que l’inversion de \mathbf{R} est parfois difficile du fait du mauvais conditionnement de la matrice et qu’il est parfois nécessaire d’utiliser d’autres méthodes d’estimation que celle décrite ici (Lophaven *et al.*, 2002).

Optimisation “on-line” versus “off-line”

Avant d’expliquer comment l’incertitude est gérée à la sortie du modèle de krigeage, il est important de distinguer deux cas d’optimisation data-driven : l’optimisation “on-line” et celle “off-line” (McBride et Sundmacher, 2019). La différence entre ces deux situations est que l’optimisation dite “on-line” a accès à la vraie fonction objectif permettant de générer de nouvelles observations au cours de l’optimisation et donc de faire évoluer le modèle de substitution au cours de la résolution, alors que l’optimisation dite “off-line” doit se contenter des observations collectées en amont de la résolution : les modèles de substitution restent par conséquent stables durant toute la résolution.

Dans un contexte “on-line”, le krigeage est un modèle très utilisé, car il permet de “cibler” les zones avec beaucoup d’incertitude et par conséquent de faire produire des

observations pour affiner le modèle de substitution dans ces zones, comme cela est illustré à la Figure 3.2. La procédure classiquement utilisée est “l’efficient global optimisation” (EGO, Jones *et al.* (1998)) qui se sert d’un modèle de krigeage pour estimer un critère appelé “expected improvement” (EI, Zhan et Xing (2020)) pour chaque objectif

$$EI_j(x) = (\max(Y_j) - \hat{y}_j(x)) + \Phi\left(\frac{\max(Y_j) - \hat{y}_j(x)}{s_j^2(x)}\right) + s_j^2(x)\phi\left(\frac{\max(Y_j) - \hat{y}_j(x)}{s_j^2(x)}\right) \quad (3.24)$$

où $\phi(\cdot)$ et $\Phi(\cdot)$ sont respectivement la fonction de densité et celle de répartition de la loi normale standard. Il est intéressant d’observer qu’un compromis entre exploitation et exploration est encore nécessaire dans cet algorithme. En effet une stratégie de forte exploration encourage la production de nouvelles observations dans les zones à forte incertitude, alors qu’une stratégie d’exploitation concentrera l’effort pour produire de nouvelles observations dans les zones les plus prometteuses.

En situation “off-line”, Mazumdar *et al.* (2019) présentent deux stratégies pour intégrer l’incertitude prédite par le modèle de krigeage dans le problème d’optimisation. La première est de doubler le nombre d’objectifs, afin de maximiser l’espérance de l’objectif \hat{y} défini en (3.19) tout en minimisant l’incertitude associée à chaque point

$$\max_x(\hat{y}_1(x), \dots, \hat{y}_p(x), -s_1^2(x), \dots, -s_p^2(x)). \quad (3.25)$$

L’approche est intéressante, mais elle présente le défaut de complexifier le problème d’optimisation en doublant le nombre d’objectifs. Or il a notamment été observé que des approches comme le NSGA-II souffrent lorsque l’on passe d’un problème dit multi-objectifs ($2 \leq p \leq 4$) à un problème “many”-objectifs ($p > 4$). Une seconde stratégie consiste alors à agréger l’incertitude de chaque objectif

$$\bar{s}^2(x) = \frac{1}{p} \sum_{j=1}^p s_j^2(x) \quad (3.26)$$

permet ainsi de rester dans un problème de taille raisonnable avec un nombre d’objectifs tenu à $p + 1$.

Bien que ces deux approches en contexte “off-line” soient intéressantes, minimiser la variance est une approche assez abstraite pour le décideur. La variance n’est pas très informative sur la probabilité que l’optimum promis soit atteint, notamment parce que l’incertitude peut autant concerner une amélioration ou une dégradation de la prédiction. En réalité, le modèle de krigeage perd de son intérêt en contexte “off-line” car son avantage est surtout de pouvoir identifier les zones à ré-échantillonner dans un contexte “on-line”

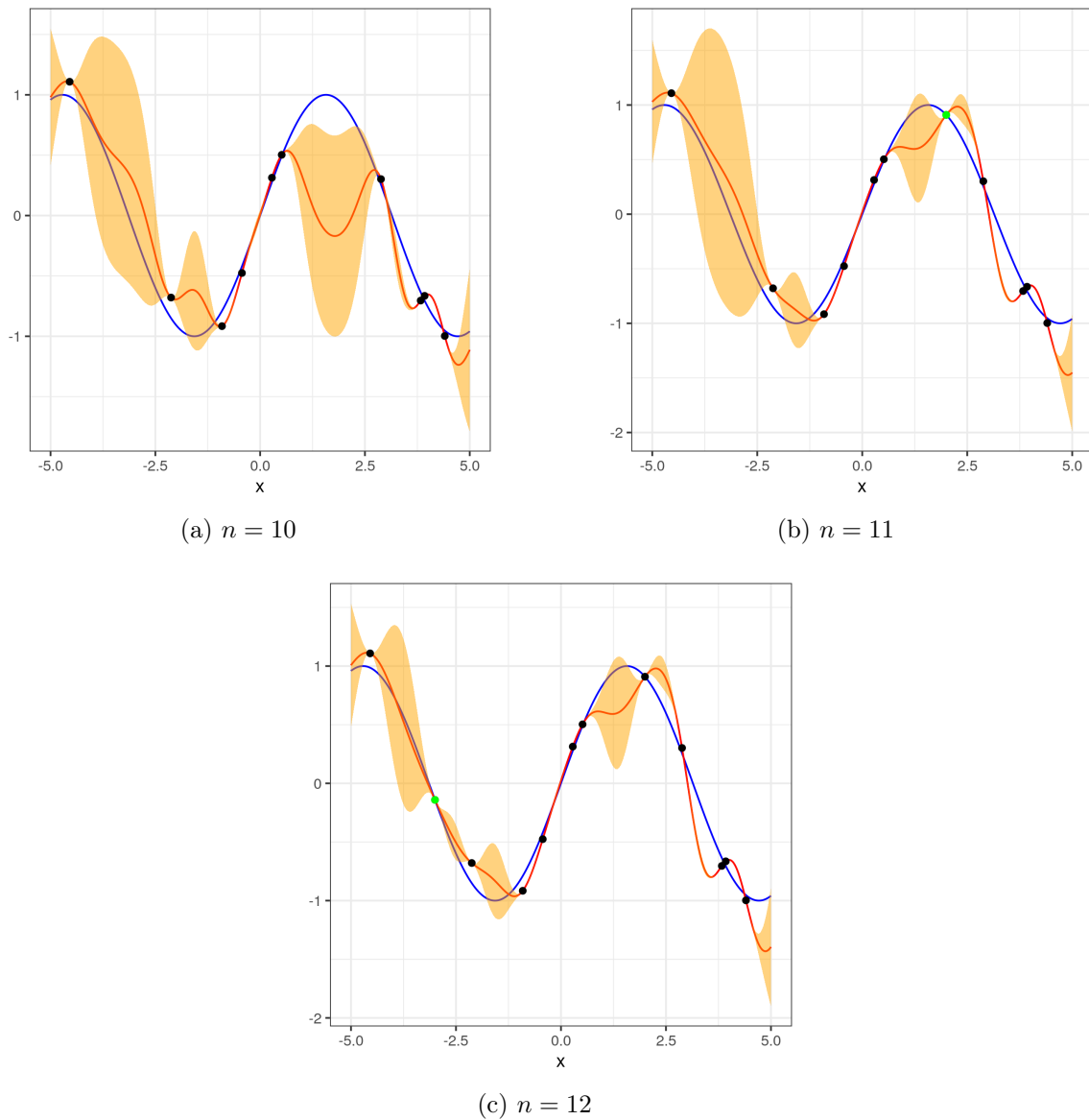


FIGURE 3.2 – Illustration du krigeage avec une régression univariée. En bleu est représentée la fonction simulée ($y = \sin(x)$), qui a été utilisée pour échantillonner les $n = 10$ observations initialement (points) permettant d’estimer $\hat{y}(x)$. Une puis deux observations sont échantillonnées dans les graphiques (b) et (c) permettant ainsi de réduire l’incertitude associée (aire orange représentant un intervalle de confiance à 95% de $f(x)$) dans ces zones et d’affiner l’estimation du modèle. Le code de cette simulation est disponible à https://github.com/alex-conanec/MOOVaR/blob/main/vignettes/kriging_demo.Rmd.

2375 (Wang *et al.*, 2016). De plus, bien que ce modèle soit paramétrique, chaque prédiction nécessite le calcul de la corrélation entre le nouvel input \mathbf{x} et les n observations. La nature de la complexité algorithmique $\mathcal{O}(n^3)$ indique que la rapidité de résolution est donc fortement dépendante de la taille de l’échantillon (Chugh *et al.*, 2016).

3.2.2 Que veut notre décideur ?

L'une des critiques du krigeage dans le contexte de notre étude est que la gestion de l'incertitude reste difficile à interpréter. Le décideur dans le contexte de notre étude peut concevoir l'incertitude de deux façons. La première se présente lorsque le cumul de la valeur objectif d'une résolution à l'autre à un sens. Par exemple, pour maximiser le revenu de l'éleveur, il faut de maximiser le cumul du revenu de chaque animal, la variation du revenu par animal n'est pas un problème. Cela peut se formaliser de la manière suivante : étant donné un objectif y dont le but du décideur est de maximiser sa somme sur une période T

$$\begin{aligned} & \max_{\mathbf{x}} \sum_{t=1}^T y_t \\ & = \max_{\mathbf{x}} \sum_{t=1}^T \left(f(\mathbf{x}) + \epsilon_t \right) \\ & = \max_{\mathbf{x}} T f(\mathbf{x}) + \sum_{t=1}^T \epsilon_t \end{aligned} \quad (3.27)$$

2380 Pour que l'incertitude soit négligeable dans cette situation, il est donc préférable de choisir un modèle de régression f tel que l'espérance de l'erreur résiduelle $\mathbb{E}[\epsilon_t]$ soit constante, car par définition ϵ_t n'est pas connu. Nous utilisons par conséquent une régression classique¹ pour estimer f , car en minimisant la moyenne des erreurs aux carrés (3.7), on s'assure que $\mathbb{E}[\epsilon_t] = 0$.

Dans un autre contexte, le décideur peut plutôt souhaiter maîtriser l'incertitude à chaque réalisation ϵ_t . Cela peut ainsi permettre au décideur de contrôler la proportion des produits qui atteindront le niveau de qualité promis, pour, par exemple, assurer au consommateur que chaque morceau de viande, produit avec \mathbf{x}^* , atteint au moins le seuil "optimal" en ω_3 promis, y^* , dans $(1 - \tau)$ % des cas. Mathématiquement, cette gestion de l'incertitude est formalisée par la maximisation du quantile conditionnel de cet objectif y

$$\max_{\mathbf{x}} q_{\tau}(\mathbf{x}) = \max_{\mathbf{x}} \inf\{y | P(Y \leq y | X = \mathbf{x}) = \tau\} \quad (3.28)$$

aussi appelé Value-at-Risk (VaR, Duffie et Pan (1997)). Pour estimer le quantile conditionnel avec un modèle paramétrique, par exemple linéaire comme dans (3.6), il est nécessaire de minimiser la fonction de perte

$$\hat{\beta} = \operatorname{argmin}_{\beta} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \rho(\beta \mathbf{X}_i - Y_i, \tau) \quad (3.29)$$

1. On se référera par la suite au terme de "régression classique" pour désigner la régression de l'espérance conditionnellement à \mathbf{x} afin de la distinguer de la régression quantile conditionnellement à \mathbf{x}

avec

$$\rho(u, \theta) = \theta u \mathbb{1}_{[u \geq 0]} - (1 - \theta) u \mathbb{1}_{[u < 0]} \quad (3.30)$$

2385 où $\mathbb{1}_{[\cdot]}$ désigne une indicatrice, c'est-à-dire la fonction prenant la valeur 1 si l'événement entre crochets est vrai, 0 sinon, et $\tau \in]0, 1[$ est l'ordre associé au quantile conditionnel.

Le quantile peut aussi être estimé via la fonction de répartition

$$q_{\tau}^{(j)}(\mathbf{x}) = \inf\{y | F^{(j)}(Y \leq y | X = \mathbf{x}) \geq \tau\}, \quad (3.31)$$

estimée de manière non paramétrique par la méthode de noyau à Nadaraya–Watson

$$\hat{F}(Y \leq y | X = \mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n K_{\mathbf{H}}(\mathbf{x} - \mathbf{X}_i) \mathbb{1}_{y_i \leq y}}{\sum_{i=1}^n K_{\mathbf{H}}(\mathbf{x} - \mathbf{X}_i)}, \quad (3.32)$$

où la largeur de la fenêtre est optimisée par validation croisée “leave-one-out”

$$\hat{\mathbf{H}} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{H} > 0} \sum_{k=1}^n \sum_{i=1, i \neq k}^n \{\mathbb{1}_{y_k \leq y_i} - \hat{F}_{-k}(Y \leq y_i | X = \mathbf{X}_k)\}^2, \quad (3.33)$$

avec \hat{F}_{-k} la fonction de répartition sur l'échantillon privé de la $k^{\text{ème}}$ observation.

3.2.3 La VaR en optimisation multi-objectifs

La VaR est une mesure très intéressante pour gérer l'incertitude en optimisation, car elle permet de contrôler la fréquence $1 - \tau$ à laquelle la valeur optimale sera au moins atteinte. La VaR est néanmoins défini pour un seul objectif et il est nécessaire d'étendre cette définition au cas multi-objectifs. En utilisant un modèle de quantile conditionnel pour chaque objectif j , on s'assure effectivement que la valeur promise $q_{\tau}^{(j)}(\mathbf{x}^*)$ est au moins atteinte, par la variable aléatoire de l'objectif j , $Y^{(j)}$, à une fréquence de $1 - \tau$ sachant que la variable de décision est fixée à \mathbf{x}^*

$$P\left(Y^{(j)} \geq q_{1-\tau}^{(j)}(\mathbf{x}^*)\right) = 1 - \tau \quad (3.34)$$

Cependant, cette formulation ne garantit en rien que la variable aléatoire $Y^{(j)}$ atteigne au moins le seuil $q_{1-\tau}^{(j)}(\mathbf{x}^*)$ simultanément pour l'ensemble des p objectifs. Or lorsque le décideur souhaite trouver un compromis entre les différents indicateurs de la qualité de la viande, il sous-entend *a fortiori* que ces indicateurs de qualité soient présents simultanément dans un produit. La probabilité d'un tel souhait, l'aire hachurée en vert sur la

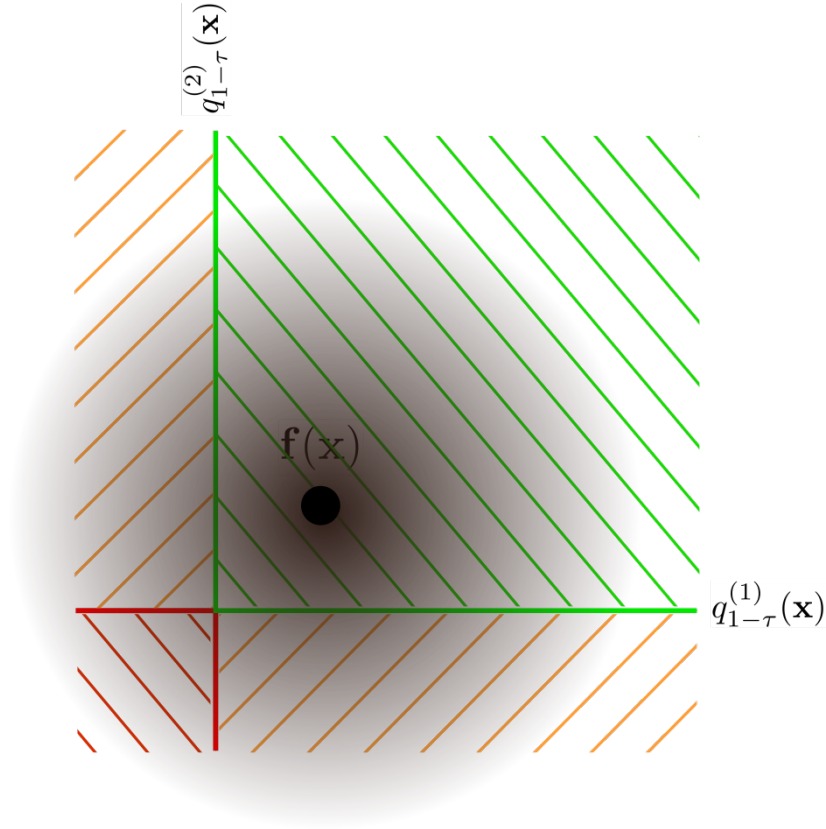


FIGURE 3.3 – Illustration de la problématique de la VaR en optimisation multi-objectifs. Le point noir représente l'espérance d'un input \mathbf{x} prédite par \mathbf{f} et l'auréole l'entourant symbolise la distribution de la réalisation y . La zone hachurée en vert indique que la réalisation de y est simultanément supérieure aux quantiles conditionnels $q_{1-\tau}^{(j)}(\mathbf{x})$, celles en orange lorsqu'un seul des deux objectifs atteints réellement la valeur promise par $q_{1-\tau}^{(j)}(\mathbf{x})$ et enfin celle en rouge indique une zone où la réalisation de y n'atteint aucun des seuils promis par $q_{1-\tau}^{(j)}(\mathbf{x})$.

Figure 3.3, est donc l'intersection de tous les événements, c'est-à-dire que tous les objectifs atteignent au moins la valeur optimale promise par le quantile conditionnel

$$\Phi = P \left(\bigcap_{j=1}^p Y^{(j)*} \geq q_{1-\tau}^{(j)}(\mathbf{x}^*) \right). \quad (3.35)$$

Par exemple, dans un cas où les p termes d'erreur $\epsilon^{(j)}$ (défini par l'équation (3.1)) sont indépendants les uns des autres, comme c'est le cas à la Figure 3.3, on a $\Phi = (1-\tau)^p$. Pour contrôler ce niveau de confiance globale Φ nous avons donc proposé une méthode ajoutant une pénalité $\lambda^{(j)}$ à l'ordre τ associé au quantile de chaque objectif. L'idée principale est d'augmenter le niveau de confiance globale Φ à $1-\tau$ en ajustant l'ordre associé au quantile de chaque objectif.

Algorithme 5 : Ajustement multi-objectifs du niveau de confiance (Conanec *et al.*, 2021)

Input :

\mathbf{X} : matrice des variables explicatives de dimension $n \times d$

\mathbf{Y} : matrice des variables à expliquer (objectifs) de dimension $n \times p$

τ : le niveau de risque compris tel que $0 < \tau < 1$

Γ : un plancher en-dessous duquel $\tau + \lambda^{(j)}$ ne peut pas descendre

C, k : les paramètres (réels positifs) du pas $\eta(t) = Ce^{-kt}$

T : le nombre d'itérations maximum de la procédure d'ajustement

Output :

$q_{\tau+\lambda_t^{(j)}}^{(j)}$: les p modèles de régression quantile associés à l'ordre $\tau + \lambda_t^{(j)}$

$\tau + \lambda_t^{(j)}$: la valeur du risque pour chaque quantile

Φ : le niveau de confiance réellement atteint

1 **begin**

2 $\lambda_0^{(j)} = 0, \forall j \in 1 \dots p$;

3 **for** $t \in 1, \dots, T$ **do**

4 Estimation de $q_{\tau+\lambda_t^{(j)}}^{(j)}(\mathbf{x})$

5 $\delta_i^{(j)} = Y_i^{(j)} - q_{\tau+\lambda_t^{(j)}}^{(j)}(\mathbf{x}_i)$

6 $\Phi = 1/n \sum_{i=1}^n \mathbb{1} \left[\sum_{j=1}^p \mathbb{1}_{[\delta_i^{(j)} > 0]} = p \right]$

7 $w^{(j)} = 1/n \sum_{i=1}^n \mathbb{1} \left[\sum_{k \in \{1 \dots p\} \setminus j} \mathbb{1}_{[\delta_i^{(k)} > 0]} = p-1 \right]$

8 $w^{(j)} = w^{(j)} / \sum_{k=1}^p w^{(k)}$

9 $\lambda_{t+1}^{(j)} = \lambda_t^{(j)} + \eta(t)w^{(j)}(\Phi - 1 + \tau)$

10 $\lambda_{t+1}^{(j)} = \min(1 - \Gamma + \tau, \max(\Gamma - \tau, \lambda_{t+1}^{(j)})), \forall j \in 1 \dots p$

11 **if** $\lambda_{t+1}^{(j)} = \lambda_t^{(j)}$ **then**

12 | break

2395 La méthode proposée (Algorithme 5) consiste d'abord à estimer le niveau de confiance globale à partir des observations de l'échantillon en moyennant le nombre d'observations (ligne 6) dont la valeur réelle est supérieure à la valeur prédite par les modèles de quantile conditionnel (ligne 5) estimée avec une probabilité $\tau + \lambda_t^{(j)}$ (ligne 4), où $\lambda_0^{(j)}$ est initialisé à 0 (ligne 2). La seconde étape de l'approche permet ensuite d'attribuer un poids $w^{(j)}$ à
2400 chaque objectif j en fonction de l'amélioration du niveau de confiance globale en l'absence de cet objectif j (ligne 7). Une normalisation de ces poids par la somme des poids est opérée, puis les pénalités $\lambda^{(j)}$ pour l'itération suivante sont calculées. Pour cela on ajoute à

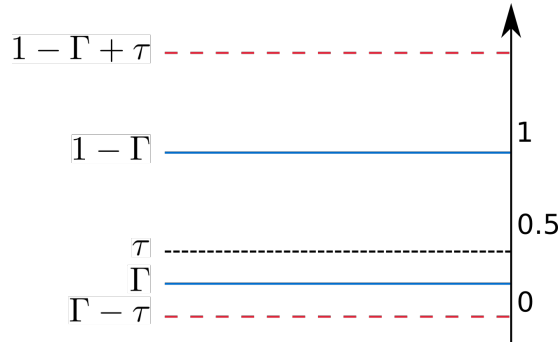


FIGURE 3.4 – Encadrement de la pénalité $\lambda^{(j)}$ par les bornes en rouge $\Gamma - \tau$ et $1 - \Gamma + \tau$.

la pénalité actuelle $\lambda_t^{(j)}$ un terme d'ajustement composé d'un pas décroissant $\eta(t) = Ce^{-kt}$, permettant de diminuer progressivement l'ajustement au fur et à mesure que le nombre d'itérations augmente, multiplié par le poids relatif de chaque objectif $w^{(j)}$, lui-même multiplié par l'écart de Φ à la valeur cible $1 - \tau$. Ce dernier facteur permet à la fois d'ajuster le pas de la correction au fur et à mesure que Φ se rapproche de la cible, ainsi que de déterminer le signe de l'ajustement au cas où la pénalité calculée à l'itération précédente était trop forte.

Pour éviter d'avoir à estimer le quantile d'ordre trop proche de 0 ou de 1 (avec des méthodes tirées de la théorie des valeurs extrêmes (Fernandez, 2003)), il est plus confortable de s'assurer que des observations soient présentes au-dessus et en dessous de la probabilité $\tau + \lambda_t^{(j)}$. La valeur de la nouvelle pénalité est ainsi encadrée afin que $\Gamma \leq 1 - \tau + \lambda_t^{(j)} \leq 1 - \Gamma$ (ligne 10), comme illustré à la Figure 3.4. $\Gamma \in [0, 0.5[$ est fixé à minima à $1/n$ mais peut être relevé jusqu'à $5/n$ pour gagner en qualité d'estimation du quantile.

Lorsque la pénalité calculée pour l'itération $t + 1$ est la même que celle de l'itération courante t , l'algorithme a convergé. Si cette convergence n'a pas lieu, c'est le nombre d'itérations maximum T qui décide de l'arrêt de la procédure d'ajustement.

Il est aussi important de noter que la finalité de l'algorithme est liée à l'évaluation de Φ (ligne 6). Or cette évaluation est faite avec les mêmes données que le calcul des poids (ligne 7) ce qui peut favoriser un phénomène de sur-apprentissage. Dans la réalité, cela se traduit par un niveau de confiance globale Φ plus faible que ce qui a été annoncé. Pour améliorer cet aspect, la méthode pourrait être perfectionnée en dissociant un jeu de donnée d'évaluation de Φ avec un jeu de donnée d'entraînement utilisé par le calcul des poids $w^{(j)}$. Les données étant peu nombreuses et précieuses, une méthode du type validation croisée pourrait aussi être mise au point même si cela augmenterait le coût calculatoire de la procédure d'ajustement.

Illustration via une simulation

Pour étudier le comportement numérique de cette approche, une simulation a été réalisée. Les mêmes $p = 3$ objectifs construits à partir d'une combinaison linéaire dans la section 2.4.1 ont été repris pour simuler la relation entre \mathbf{x} et \mathbf{y} . L'incertitude ϵ de l'équation (3.1) a cependant été générée selon une loi multi-gaussienne afin de contrôler la corrélation entre les p termes d'erreur $\epsilon^{(j)}$. En effet, l'hypothèse qui est faite est que la corrélation entre ces variables aléatoires impacte la pénalité $\lambda^{(j)}$. Dans la réalité, cela peut se traduire par "l'oubli" dans le modèle d'une variable explicative importante. Prenons un exemple où

$$\begin{aligned}y_1 &= x_1 + x_2 - x_3 \\y_2 &= x_1 - x_2 + x_3.\end{aligned}\tag{3.36}$$

Si l'on estime les deux variables à expliquer y_1 et y_2 en oubliant x_1

$$\begin{aligned}y_1 &= f_1(x_2, x_3) + \epsilon_1 \\y_2 &= f_2(x_2, x_3) + \epsilon_2,\end{aligned}\tag{3.37}$$

alors $cor(\epsilon_1, \epsilon_2) = 1$ car $\epsilon_1 = \epsilon_2 = x_1$. À l'inverse, si on oublie x_2 dans le modèle f ,
2430 alors cette fois $cor(\epsilon_1, \epsilon_2) = -1$ puisque $\epsilon_1 = -\epsilon_2$ du fait que x_2 est ajouté dans la construction de y_1 , mais retranché dans la construction de y_2 . Dernier exemple, dans le cas où le modélisateur "oublie" x_2 et x_3 , comme les deux variables ont la même variance, on peut s'attendre à ce que $cor(\epsilon_1, \epsilon_2) = 0$. Ce petit exemple est intéressant, car dans la
2435 réalité, il est évident que toutes variables qui expliquent la variable d'intérêt ne sont pas présentes dans le modèle. Il est donc utile d'étudier le comportement de notre approche d'ajustement avec des scénarios de corrélation entre les termes d'erreur différents.

Trois scénarios ont donc été générés afin d'établir une corrélation positive ($r = 0.5$), une corrélation nulle ($r = 0$) et une corrélation négative ($r = -0.5$) entre les p termes d'erreur $\epsilon^{(j)}$. Pour chaque scénario, la résolution du problème d'optimisation a été opérée
2440 avec et sans la méthode d'ajustement pour 4 valeurs différentes de τ : 0.5, 0.3, 0.15, 0.05.

Résultats obtenus

À partir des résultats présentés dans le Tableau 3.1, on remarque d'abord que la méthode d'ajustement permet d'atteindre le niveau de confiance globale souhaité $\Phi = 1 - \tau$ dans presque l'ensemble des exemples. Seules les simulations pour $\tau = 0.05$ et
2445 avec une corrélation des termes d'erreur nulle ou négative ne parviennent pas à atteindre cet objectif de $\Phi = 0.95$ avec respectivement $\hat{\Phi} = 0.93$ et $\Phi = 0.92$. L'incapacité de la méthode d'ajustement à atteindre ce niveau de confiance globale souhaité s'explique par

TABLE 3.1 – Résultats issus des simulations comparant la résolution d’un problème d’optimisation multi-objectifs avec une gestion de l’incertitude par la VaR avec et sans la méthode d’ajustement nécessaire en multi-objectifs pour atteindre un niveau de confiance globale $\Phi = 1 - \tau$. L’indicateur d’hypervolume (HI) ainsi que la moyenne $\bar{y}^{(j)}$ des solutions appartenant au front de Pareto pour l’objectif j permettent d’apprécier la performance promise. L’ordre $\tau + \lambda^{(j)}$ associé à chaque quantile $q_{\tau + \lambda^{(j)}}^{(j)}$ est également indiqué afin de voir l’ajustement réalisé par la méthode. Le code de cette simulation est disponible à https://github.com/alex-conanec/MOOVaR/blob/main/vignettes/simulation_tau_globale_these.Rmd.

r	Φ	Méthode	$\hat{\Phi}$	HI	$\bar{y}^{(1)}$		$\tau + \lambda^{(1)}$	$\bar{y}^{(2)}$		$\tau + \lambda^{(2)}$	$\bar{y}^{(3)}$		$\tau + \lambda^{(3)}$
-0.50	0.95	Non ajustée	0.89	0.69	-0.11	*	0.05	-0.83	0.5	0.05	0.72	***	0.05
-0.50	0.95	Ajustée	0.93	0.59	0.19		0.02	-0.94		0.02	0.13		0.02
-0.50	0.85	Non ajustée	0.61	0.88	0.64	*	0.15	-0.45	0.2	0.15	1.29	**	0.15
-0.50	0.85	Ajustée	0.85	0.73	0.2		0.06	-0.77		0.06	0.71		0.06
-0.50	0.70	Non ajustée	0.26	0.96	1.36	***	0.3	-0.05	*	0.3	1.89	***	0.3
-0.50	0.70	Ajustée	0.70	0.82	0.36		0.12	-0.5		0.11	1.17		0.11
-0.50	0.50	Non ajustée	0.00	0.97	1.47	***	0.5	-0.52	**	0.5	2.36	***	0.5
-0.50	0.50	Ajustée	0.50	0.93	0.96		0.17	0.03		0.2	1.47		0.18
0.00	0.95	Non ajustée	0.90	0.68	0.41	0.6	0.05	-1.13	**	0.05	1.33	***	0.05
0.00	0.95	Ajustée	0.94	0.65	0.51		0.02	-0.39		0.02	0.7		0.02
0.00	0.85	Non ajustée	0.64	0.75	0.47	0.2	0.15	-0.54	*	0.15	1.1	0.6	0.15
0.00	0.85	Ajustée	0.85	0.68	0.3		0.06	-1.02		0.06	1.02		0.06
0.00	0.70	Non ajustée	0.36	0.84	1.07	***	0.3	-0.03	***	0.3	1.48	0.1	0.3
0.00	0.70	Ajustée	0.70	0.74	0.42		0.13	-0.81		0.13	1.25		0.12
0.00	0.50	Non ajustée	0.11	0.97	1.82	***	0.5	0.42	**	0.5	2.23	***	0.5
0.00	0.50	Ajustée	0.50	0.79	0.83		0.21	-0.19		0.23	1.25		0.21
0.50	0.95	Non ajustée	0.92	0.54	0.34	0.9	0.05	-1.51	0.1	0.05	0.84	*	0.05
0.50	0.95	Ajustée	0.95	0.51	0.33		0.03	-1.14		0.03	0.54		0.03
0.50	0.85	Non ajustée	0.70	0.86	0.54	1	0.15	0.39	***	0.15	0.88	**	0.15
0.50	0.85	Ajustée	0.85	0.73	0.55		0.08	-0.9		0.08	1.44		0.08
0.50	0.70	Non ajustée	0.47	0.96	1.31	***	0.3	0.74	***	0.3	1.33	1	0.3
0.50	0.70	Ajustée	0.70	0.88	0.81		0.15	0		0.15	1.33		0.15
0.50	0.50	Non ajustée	0.23	1	2.45	***	0.5	1.24	**	0.5	2.51	***	0.5
0.50	0.50	Ajustée	0.50	0.95	1.47		0.29	0.69		0.29	1.36		0.28

un plafonnement de $\tau + \lambda^{(j)}$ par le seuil $\Gamma = 0.02$ fixé par la règle $5/n$. On observe aussi que ce seuil n’est pas atteint pour $\Phi = 0.95$ dans le scénario où la corrélation entre les termes d’erreur est de $r = 0.5$. De manière générale, on observe que plus la corrélation entre les termes d’erreur est grande, moins la pénalité $\lambda^{(j)}$ est forte (Figure 3.5).

L’autre enseignement est que l’ajustement de la confiance globale Φ à $1 - \tau$ diminue la valeur objectif optimale atteinte, observé dans le Tableau 3.1 par la valeur moyenne des solutions du front de Pareto pour chaque objectif ainsi que l’indicateur d’hypervolume (HI). Ce résultat était prévisible puisque la méthode repose justement sur une estimation plus prudente en choisissant des quantiles ayant une probabilité inférieure à $1 - \tau$. Le prix à payer pour obtenir un meilleur niveau de confiance globale est donc une diminution des valeurs optimales promises.

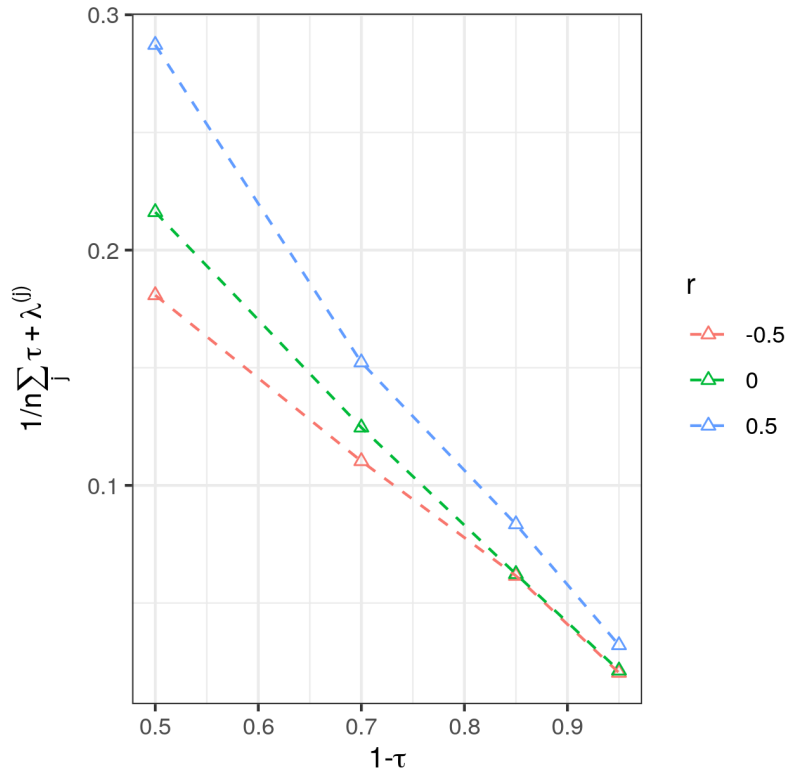


FIGURE 3.5 – Évolution de la moyenne des probabilités associées à chaque quantile, permettant de visualiser celle de la pénalité λ appliquée en fonction de l’objectif de confiance globale $\Phi = 1 - \tau$.

Ces valeurs optimales promises mesurées par l’indicateur d’hypervolume diminuent
 2460 logiquement avec l’augmentation de $1 - \tau$ (Figure 3.6). L’absence de répétition de la
 simulation ne permet pas de conclure sur l’effet de la corrélation sur l’indicateur HI car
 cela est dépendant de la réalisation de $\epsilon^{(j)}$. La comparaison de l’indicateur HI entre la
 résolution avec et sans ajustement est elle comparable puisqu’il s’agit des mêmes données
 2465 initialement et cela matérialise la conclusion préalablement formulée que l’ajustement
 diminue la valeur optimale promise. Enfin il est aussi intéressant de remarquer que l’emploi
 de la méthode est d’autant plus justifié que $1 - \tau$ est petit, puisque c’est dans ce contexte
 que la méthode d’ajustement augmente le plus le niveau de confiance globale $\hat{\Phi}$.

3.3 Détection d’anomalies

Lorsque la dimension d de la variable de décision augmente, des zones sans observation
 2470 peuvent se former. D’abord pour des raisons naturelles des combinaisons de facteurs ne
 sont jamais testées dans la réalité, comme ne pas nourrir l’animal par exemple. Définir

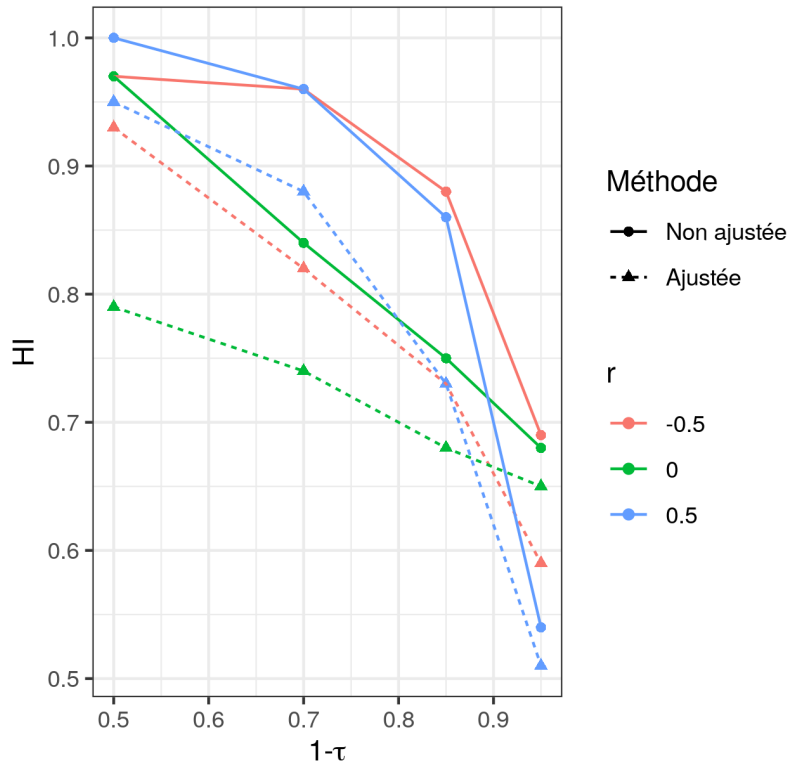


FIGURE 3.6 – Évolution de l’indicateur d’hypervolume (HI) en fonction de l’objectif de confiance globale $\Phi = 1 - \tau$ obtenu après la résolution d’un problème d’optimisation multi-objectifs avec et sans la méthode d’ajustement.

ces zones comme interdites permet donc d’éviter que la variable de décision ne prenne des valeurs aberrantes d’un point de vue biologique et pratique. Ensuite, l’ensemble des combinaisons peut ne pas être testé dans sa globalité. Par exemple toutes les races n’ont pas été testées avec toutes les rations disponibles dans la base de données. Bien que cela ne diffère pas du premier cas au sens qu’il n’est pas impossible qu’une race A se voie attribuer une ration B, comme cette interaction n’a jamais été observée, il est difficile de prédire la performance de l’animal et la qualité de sa viande. Il serait dangereux d’extrapoler un modèle, paramétrique par exemple, car celui-ci n’a pas été estimé sur cette zone du fait de l’absence d’observation.

Pour éviter ces situations, une contrainte a été rajoutée dans le problème d’optimisation. Celle-ci doit vérifier que l’individu testé appartient au “voisinage” des données disponibles pour estimer le modèle de prédiction. La gestion de cette contrainte dans l’algorithme a été évoquée au chapitre précédent, mais il reste à définir le modèle permettant de donner l’oracle : appartient ou non à l’espace de décision. À première vue on pourrait penser qu’un simple modèle de classification est nécessaire au vu de la réponse à modéliser qui est binaire (appartient ou non à l’espace de décision). Le problème sous-jacent est

que, par définition, seules des observations qui appartiennent à l'espace de décision sont disponibles pour estimer ce modèle. Certains parlent alors de modèle "semi-supervisé" (Hodge et al. 2004) mais plus classiquement on retrouve dans la littérature le terme de "novelty detection", détection d'anomalies en français. Ce type de tâche est proche de la détection de valeurs aberrantes, ou "outliers detection", et les méthodes employées sont parfois similaires. Cependant, la détection de valeurs aberrantes cherche à reconnaître au sein d'un ensemble d'observations lesquelles sont aberrantes (trop bruitées par exemple) et "contaminent" le jeu de données pour l'estimation d'un modèle. À l'inverse, un modèle de détection d'anomalies suppose que toutes les observations sont "normales" et l'on cherche à construire un modèle capable de détecter si une nouvelle observation est elle aussi "normale" ou "anormale".

Une classification en 5 familles de stratégies de détection d'anomalies a été proposée par Pimentel *et al.* (2014). La première repose sur le calcul d'une probabilité d'appartenance d'un nouvel input \mathbf{x} à la "normalité", qui est estimé à partir de l'ensemble des observations \mathbf{X} considérées comme "normales", et qui est comparée à un seuil α pour classer ce nouvel input comme normal ou pas. La deuxième stratégie évoquée est dite basée sur la distance, puisqu'elle repose sur l'utilisation d'une métrique pour détecter un nouvel input comme "anormal". Dans cette catégorie, l'auteur range la méthode des k-plus proches voisins et les méthodes non supervisées de clustering qui s'appuient, entre autres, sur la distance euclidienne entre les observations. La troisième stratégie évoquée dans cette revue bibliographique est dite de reconstruction, car elle mesure la capacité à reconstruire \mathbf{x} via un modèle de réduction de la dimension, comme une ACP ou un auto-encodeur, entraîné avec le jeu des données initiales \mathbf{X} .

Une autre stratégie consiste à entraîner un modèle permettant de fixer des frontières détournant les observations normales. L'algorithme des machines à vecteur de support (SVM) est notamment adapté afin de performer dans ce contexte d'apprentissage semi-supervisé d'une seule classe. Enfin, la revue bibliographique indique qu'il est aussi possible de comparer des mesures de la distribution des données, comme l'entropie, avec et sans le nouvel input \mathbf{x} . Une méthode très utilisée aujourd'hui pour entreprendre cette tâche de détection d'anomalies est absente de cette revue bibliographique : il s'agit de "l'isolation forest". D'après Liu *et al.* (2008), cette méthode se distingue des précédentes par une capacité à construire un modèle pour détecter les inputs "anormaux" et non les inputs "normaux" ce qui permettrait 1) de pouvoir utiliser des sous-échantillons de l'ensemble des données à des fins d'efficacité de calcul et 2) de prendre en compte une distribution hétérogène entre les "zones normales".

Dans les sections suivantes, une méthode d'estimation non paramétrique de la densité

des observations et la méthode d'isolation forest seront détaillées et comparées à partir
2525 de données simulées.

3.3.1 Méthode probabiliste

La détection d'anomalies avec une méthode probabiliste consiste à estimer la fonction de densité de probabilité D de \mathbf{X} puis à comparer l'image d'un nouvel input $D(\mathbf{x})$ à un seuil α . Dans le cas où $D(\mathbf{x}) < \alpha$, on conclut qu'il est très peu probable que cette observation provienne à la distribution de \mathbf{X} . Si la famille ou la forme de la distribution de \mathbf{X} est connue *a priori*, alors la fonction de densité de probabilité peut être estimée par un modèle paramétrique, via l'estimation de l'espérance μ et l'écart-type σ dans le cas d'une distribution gaussienne par exemple. Dans notre cas cependant, aucun *a priori* n'est possible, car la distribution résulte de plans d'échantillonnage issus d'expériences différentes. L'approche qui semble la plus appropriée est donc d'utiliser une méthode non paramétrique de type noyau de lissage

$$D(\mathbf{x}|\mathbf{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_{\mathbf{H}}(\mathbf{x} - \mathbf{X}_i). \quad (3.38)$$

Comme il est expliqué à la section 3.1.1, les composantes qualitatives de la variable de décision sont gérées en créant autant de modèles que de combinaisons. Cela a l'avantage de diminuer la taille de \mathbf{x} car l'on sait que ce genre de méthode, et notamment l'optimisation
2530 de l'hyperparamètre \mathbf{H} , est difficile lors que le nombre d_1 de composantes est élevé. Pour définir le seuil critique α , la méthode consiste à utiliser la valeur de densité prédite avec le modèle D pour un échantillon de données considérées "normales" et de prendre le quantile associé à une probabilité de risque de se tromper. Lorsque ce risque est choisi trop grand, α sera élevé et un nombre important d'observations "normales" sera par conséquent rejeté
2535 à tort, et, inversement, quand le risque est petit, α sera faible et un nombre important d'observations "anormales" sera accepté comme "normales" à tort. L'échantillon utilisé pour définir ce seuil α ne doit pas avoir été utilisé pour estimer le modèle de densité D sinon le risque sera artificiellement élevé et un nombre important d'observations "normales" sera rejeté à tort.

2540 3.3.2 Isolation Forest

L'Isolation Forest est une approche ensembliste s'appuyant sur des arbres de décision afin d'isoler chaque instance, appartenant à un ensemble observations, les unes des autres. Cette méthode a d'abord été conçue à des fins d'"outliers detection" mais se révèle aussi

Algorithme 6 : iForest

Input : \mathbf{X} : matrice de taille $n \times d$ T : le nombre d'arbres composant la forêt ψ : la taille de sous-échantillonnage**Output :** $Forest$: un ensemble de T arbres**1 begin****2** $Forest = \{\}$ **3** $l = ceiling(\log_2 \psi)$ **4** **for** $t \in T$ **do****5** Tirage aléatoire d'un ensemble E de ψ entiers $i \in 1, \dots, n$ **6** $Forest = Forest \cup iTree(\mathbf{X}_E, 0, l)$ **7** **return** $Forest$

efficace en “novelty detection”. L'idée derrière l'approche est que les anomalies sont peu
2545 nombreuses et différentes et qu'il sera donc nécessaire de parcourir peu de noeuds au sein
des arbres de décision avant d'isoler ces observations. L'algorithme de l'Isolation Forest
(Algorithme 6), dit aussi iForest, est très simple puisqu'il consiste à construire T arbres de
décision, dits “iTrees” pour Isolated Trees, à partir d'autant de sous-échantillons de taille
 ψ de l'ensemble des données \mathbf{X} . La longueur maximale de chaque arbre est contrôlée par
2550 l (ligne 3), car au-delà de cette limite on considère que les observations sont similaires les
unes aux autres et qu'il est inutile d'étendre l'arbre jusqu'à obtenir des feuilles pures.

Un iTree est un arbre binaire produisant donc à chaque noeud deux enfants : “Left”
et “Right”. Pour construire cet arbre, une procédure récursive (Algorithme 7) est utilisée
afin de construire chaque noeud les uns après les autres. Chaque noeud interne, dit “in-
2555 Node”, est un ensemble contenant deux iTrees, “Left” et “Right”, ainsi que la composante
 j sur laquelle la discrimination est opérée. Cette composante est tirée aléatoirement et de
manière uniforme tout comme le point de rupture u . Lorsque la taille critique l de l'arbre
est atteinte, ou que le nombre d'observations dans la branche est inférieur à 1, un noeud
externe est produit indiquant simplement le nombre d'observations similaires après avoir
2560 parcouru tous les noeuds précédents.

Pour identifier une observation \mathbf{x} anormale, il est alors nécessaire d'estimer la longueur
moyenne de l'arbre de décision afin d'isoler cette observation

$$h(\mathbf{x}) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T longueurChemin(\mathbf{x}, iForest_t(\mathbf{X}, T, \psi), e), \quad (3.39)$$

Algorithme 7 : iTree

Input : \mathbf{X} : matrice de taille $n \times d$ e : longueur effective de l'arbre l : longueur limite de l'arbre**Output :** $iTree$ **1 begin****2** | **if** $e \geq l$ ou $NROW(\mathbf{X}) \leq 1$ **then****3** | | return $exNode\{Taille = NROW(\mathbf{X})\}$ **4** | **else****5** | | Tirage aléatoire d'une composante $j \in \{1, \dots, d\}$ **6** | | Tirage aléatoire d'un split point $u \sim \mathcal{U}([\min(\mathbf{X}^{(j)}), \max(\mathbf{X}^{(j)})])$ **7** | | $\mathbf{X}_{right} = [\mathbf{X}_i \mid \mathbf{X}_i^{(j)} \geq u]'$ **8** | | $\mathbf{X}_{left} = [\mathbf{X}_i \mid \mathbf{X}_i^{(j)} < u]'$ **9** | | return $inNode\{Right = iTree(\mathbf{X}_{right}, e + 1, l), Left =$
| | $iTree(\mathbf{X}_{left}, e + 1, l), j_{split} = j, u_{split} = u\}$

où $longueurChemin$ est une fonction récursive (Algorithme 8) qui parcourt les noeuds de l'arbre t de l'objet iForest créés à partir de l'ensemble des données. La longueur du chemin $h(\mathbf{x})$ pour isoler une observation est ainsi calculée (ligne 3) à partir du nombre de noeuds qu'il est nécessaire de parcourir pour atteindre un noeud externe auquel est ajouté un terme dépendant du nombre d'observations dans ce noeud externe

$$c(n) = 2H(n - 1) - (2(n - 1)/n) \quad (3.40)$$

avec $H(i) = \ln(i) + 0.5772156649$ est le logarithme naturel de son argument auquel est ajoutée la constante d'Euler.

Pour finalement décider si cette observation \mathbf{x} est une "anomalie", on peut alors comparer $h(\mathbf{x})$ à une valeur seuil, estimée par exemple comme un quantile à une probabilité α des longueurs de chemin de l'ensemble des observations. Si $h(\mathbf{x})$ est inférieur à ce seuil, alors \mathbf{x} est considéré comme une anomalie.

3.3.3 Comparaison des performances des deux méthodes

Afin de comparer la performance des deux méthodes de détection d'anomalies, une simulation a été réalisée. Premièrement $N = 10^4$ observations $\mathbf{x} \sim \mathcal{U}([0, 10])^d$ ont été générées. Chaque observation a ensuite été catégorisée comme "normale" ou "anomalie" selon la proximité avec des centroïdes jetés au hasard dans l'espace. Un sous-ensemble

Algorithme 8 : longueurChemin

Input : \mathbf{x} : un nouvel input de taille d A : un isolated tree e : la longueur de A **Output :**longueur de A

```
1 begin
2   if  $A$  est une exNode then
3     | return  $e + c(A.Taille)$ 
4   else
5     |  $j = A.j_{split}$ 
6     |  $u = A.u_{split}$ 
7     | if  $\mathbf{x}_j < u$  then
8       | return longueurChemin( $\mathbf{x}$ ,  $A.Left$ ,  $e + 1$ )
9     | else
10    | return longueurChemin( $\mathbf{x}$ ,  $A.Right$ ,  $e + 1$ )
```

de taille n des données “normales” a ensuite été utilisé pour construire un modèle de détection d’anomalies, soit avec la méthode de la densité soit avec celle de l’isolation forest (le nombre d’arbres a été fixé à 1000). 20% de l’échantillon de taille n a été retiré de jeu de données d’apprentissage et a été utilisé pour calibrer le seuil de décision α . Les autres 2575 $N - n$ données restantes ont été utilisées pour évaluer la qualité du modèle de détection. Pour être efficace, la détection d’anomalie doit être spécifique, c’est-à-dire reconnaître qu’un point appartient bien aux données “normales” lorsque c’est le cas, on parle de “true positive” (TP), et sensible, c’est-à-dire détecter lorsqu’un point anormal est testé qu’il est effectivement une “anomalie”, on parle de “true negative” (TN). Deux types d’erreurs 2580 sont donc possibles, les “false positives” (FP) qui sont des observations détectées comme “normales” par le modèle alors que ce n’est pas le cas et les “false negatives” (FN) qui sont détectés comme des “anomalies” alors qu’elles sont “normales”. Un compromis entre sensibilité et spécificité du modèle doit être trouvé par la fixation de α . Pour aider à 2585 trouver ce compromis, il peut être intéressant de tracer la courbe ROC, pour “receiver operating characteristic” ou “fonction d’efficacité du récepteur” en français. Outre la méthode employée pour détecter les anomalies, la sensibilité à la taille n de l’échantillon et à la dimension d de l’espace a été étudiée.

La méthode de la densité semble plus performante que la méthode d’isolation forest, 2590 peu importe la dimension d ou la taille de l’échantillon n . Pour $d = 2$, ce résultat peut être visualisé et il semble en effet que pour un taux de faux négatif (partie bleue) fixé à

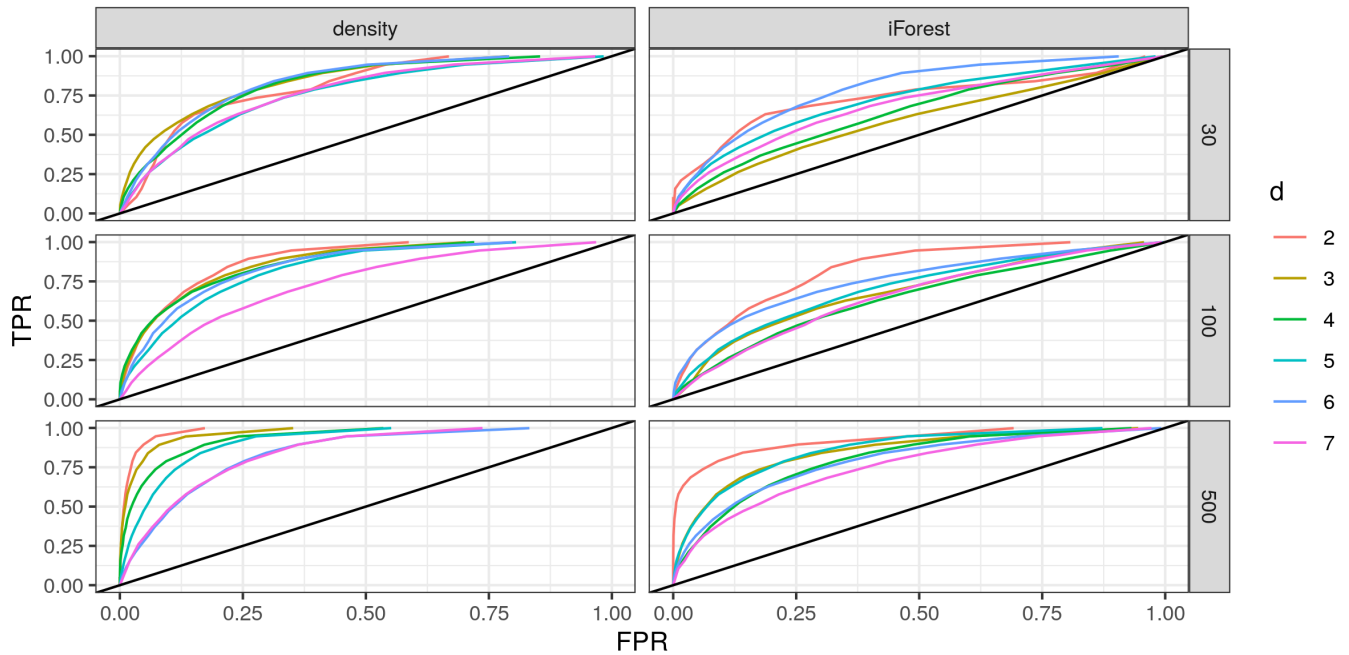


FIGURE 3.7 – Courbes ROC permettant d’évaluer la qualité de la prédiction des deux méthodes de détection d’anomalies étudiées : l’isolation forest et une méthode d’estimation non paramétrique de la densité. Le couple taux de vrais positifs, “true positive rate” (TPR) et du taux de faux positifs “false positive rate” (FPR) varie en fonction du choix du seuil α . Six simulations faisant varier le nombre d’observations n (30, 100 ou 500) et leurs dimensions d (de 2 à 7) sont représentées. Le code de cette simulation est disponible à https://github.com/alex-conanec/MOOVaR/blob/main/vignettes/novelty_detection_simulation.Rmd.

0.15, la méthode de la densité aboutie à de meilleurs résultats, car les faux positifs (partie verte) sont circonscrits aux bords de la zone des vrais positifs. La méthode de l’isolation forest n’arrive en revanche pas à distinguer les trois zones supérieures les unes des autres et autorise des “ponts” entre les zones “normales” les plus proches.

La seconde remarque importante est que plus d est petit et n grand, meilleur est la détection de la méthode. Cela implique que lorsque le nombre d’observations est trop faible, le modèle de détection n’atteint pas de bonne performance et qu’il n’est pas prudent de lui faire confiance pour le respect de la contrainte d’appartenance à l’espace d’entraîne-
 ment. Lorsque la dimension augmente, la problématique est la même, car elle dilue les observations dans un espace à couvrir plus grand. Un problème s’ajoute cependant pour la méthode par estimation de la densité dont le coût calculatoire explose (temps de calcul et mémoire) lors de l’estimation de \mathbf{H} . Le plus problématique est que le nombre n d’observations est aussi positivement corrélé avec le coût calculatoire ce qui signifie qu’il y a un antagonisme entre le coût calculatoire et la performance de détection pour la méthode

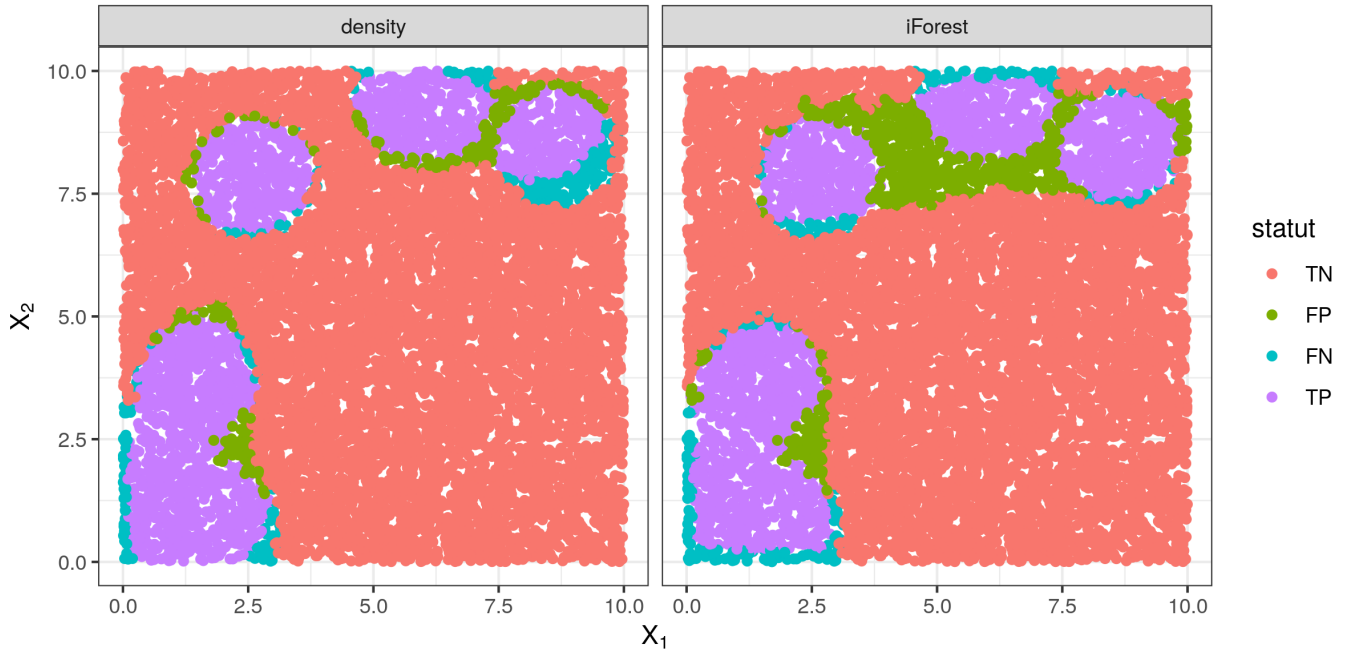


FIGURE 3.8 – Classification par les modèles de détection d’anomalie, entraînés sur $n = 100$ observation, de $N = 10^4$ observations dont l’appartenance à “normale” ou “anomalie” est connue à l’avance permettant de colorer chaque point en rouge si c’est un vrai négatif (TN), en violet si c’est un vrai positif (TP), en bleu si c’est un faux négatif (FN) et en vert si c’est un faux positif (FP). Le code de cette simulation est disponible à https://github.com/alexconanec/MOOVaR/blob/main/vignettes/novelty_detection_simulation.Rmd.

de la densité qui semble pourtant la plus efficace. L’une des pistes qui a d’abord été envisagée pour utiliser la méthode de la densité était de réduire la dimension à l’aide d’une analyse en composantes principales (ACP) en espérant que la dimension élevée soit due à de la redondance entre les d variables. La méthode de l’isolation forest semble quand à elle moins sensible à l’augmentation de la dimension d concernant le coût calculatoire.

Il a enfin été observé que pour un nombre n de données relativement faible, la qualité de la méthode de détection est très mauvaise. Or, malgré un nombre d’observations supérieur à 500 dans certains cas (dépendant de la disponibilité des indicateurs dans chaque expérimentation, voir chapitre 4), la présence de composantes qualitatives (sexe, race par exemple) dans la variable de décision nécessite de créer un modèle de détection par sous-échantillon ayant une combinaison de facteurs. La division du nombre d’observations en plusieurs sous-échantillons compromet donc l’utilisation des méthodes de détection testées dans notre cas de figure.

En l’absence actuelle d’une méthode efficace pour gérer cette contrainte d’appartenance dans notre problème d’optimisation, un choix fort a dû être réalisé. Seules les

observations disponibles ont fait l'objet d'une évaluation par les fonctions objectifs et l'algorithme évolutionnaire n'a finalement pas été mobilisé pour créer de nouveaux individus proches des observations existantes. Ce choix limite la portée des résultats, car cela signifie que l'espace de décision n'est pas suffisamment exploré pour trouver les solutions optimales de Pareto, mais cela assure en contrepartie que la contrainte d'appartenance à l'espace de décision est respectée.

Ce chapitre a permis de détailler l'approche qui a été développée pour résoudre le problème d'optimisation sans formulation analytique des fonctions objectifs à l'aide de modèles de substitution. Il a d'abord été expliqué que malgré la flexibilité de l'approche non paramétrique pour modéliser la relation, *a priori* inconnue entre la variable de décision x et les indicateurs de performance y , ces modèles ne passent pas à l'échelle lorsque la dimension d_1 de la variable de décision croît et cela ralentit par conséquent considérablement la résolution du problème du fait du coût calculatoire associé à chaque nouvelle prédiction produite par le modèle. Une approche paramétrique a donc été préférée dans notre contexte, avec une régression linéaire dont le choix des variables incluses dans le modèle est contrôlé grâce à l'expertise du modélisateur et le compromis entre biais et variance est maîtrisé à l'aide d'une estimation régularisée par la norme L_2 . Il a ensuite été expliqué que les modèles de krigeage, si souvent utilisés en optimisation "data-driven", ne sont pas pertinents pour gérer l'incertitude dans un contexte "off-line". Pour fournir une interprétation simple au décideur de l'incertitude associée à la résolution du problème d'optimisation, deux stratégies ont été évoquées. La première se basant sur le cumul de la fonction objectif sur un pas de temps T et en autorisant les compensations repose sur une régression classique de l'espérance de l'indicateur de performance afin de s'assurer que l'incertitude s'annule lorsque T devient suffisamment grand. L'autre approche se basant sur la Value-at-Risk (VaR) permet d'assurer au décideur que la valeur optimale promise sera effectivement atteinte à une fréquence maîtrisée de $1 - \tau$. Pour cela une approche fondée sur l'estimation de quantiles conditionnels est utilisée, mais l'ordre associé au quantile de chaque objectif doit être ajusté afin de garantir que l'ensemble des objectifs atteindront simultanément la valeur optimale promise à la fréquence $\Phi = 1 - \tau$. Enfin, la dernière partie a permis d'évoquer la problématique liée au manque de données dans certaines zones de l'espace de décision pour estimer le modèle sur l'ensemble du domaine.

La stratégie consiste à rajouter une contrainte dans le modèle d’optimisation sous la forme d’un simple oracle prédisant si le nouvel individu testé appartient effectivement au voisinage des zones garnies d’observations ayant servi à l’estimation du modèle de substitution. Pour fournir cet oracle, deux méthodes de “novelty detection” ont été étudiées. L’estimation non paramétrique de la densité des observations semble donner de meilleures performances de détection que l’isolation forest. Cependant, le nombre d’observations doit être relativement conséquent pour s’assurer de la fiabilité de cette méthode de détection. Cette méthode souffre aussi de la malédiction de la dimension, qui en dispersant les observations dégrade les performances. De plus, le coût calculatoire augmente sensiblement avec la dimension. N’ayant pas réussi pour l’instant à gérer la contrainte d’appartenance à l’espace de décision, seules les observations ont été testées dans la recherche de l’optimum de Pareto et l’algorithme évolutionnaire n’a finalement pas pu être utilisé pour tester des solutions réalistes autour de ces observations.

Bibliographie

- Booker, A. J., Dennis, J. E., Frank, P. D., Serafini, D. B. et Torczon, V. (1998). Optimization using surrogate objectives on a helicopter test example, *Computational Methods for Optimal Design and Control*, Springer, pp. 49–58.
- Breiman, L. (2001). Random forests, *Machine learning* **45**(1) : 5–32.
- Chacón, J. E. et Duong, T. (2018). *Multivariate kernel smoothing and its applications*, CRC Press.
- Chugh, T. (2017). Handling expensive multiobjective optimization problems with evolutionary algorithms, *Jyväskylä studies in computing* (263).
- Chugh, T., Jin, Y., Miettinen, K., Hakanen, J. et Sindhya, K. (2016). A surrogate-assisted reference vector guided evolutionary algorithm for computationally expensive many-objective optimization, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* **22**(1) : 129–142.
- Conanec, A., Chavent, M., Ellies-Oury, M.-P. et Saracco, J. (2021). Une approche permettant de maîtriser le niveau de confiance en optimisation multi-objectifs “data-driven”, Nice, France, pp. 231–236.
- URL: https://jds2021.sciencesconf.org/data/pages/book_jds2021_fr_compressed.pdf

- 2690 Duffie, D. et Pan, J. (1997). An overview of value at risk, *Journal of derivatives* **4**(3) : 7–49.
- Ellies-Oury, M. P., Chavent, M., Conanec, A., Bonnet, M., Picard, B. et Saracco, J. (2019). Statistical model choice including variable selection based on variable importance : A relevant way for biomarkers selection to predict meat tenderness, *Scientific reports* **9**(1) : 1–12.
- 2695 Feng, J., Williamson, B., Simon, N. et Carone, M. (2018). Nonparametric variable importance using an augmented neural network with multi-task learning, *International conference on machine learning*, PMLR, pp. 1496–1505.
- Fernandez, V. (2003). Extreme value theory and value at risk, *Revista de Análisis Económico* **18**(1).
- 2700 Györfi, L., Kohler, M., Krzyzak, A. et Walk, H. (2002). *A distribution-free theory of nonparametric regression*, Vol. 1, Springer.
- Hearst, M. A., Dumais, S. T., Osuna, E., Platt, J. et Scholkopf, B. (1998). Support vector machines, *IEEE Intelligent Systems and their applications* **13**(4) : 18–28.
- Jin, Y., Wang, H., Chugh, T., Guo, D. et Miettinen, K. (2018). Data-driven evolutionary optimization : An overview and case studies, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* **23**(3) : 442–458.
- 2705 Jones, D. R., Schonlau, M. et Welch, W. J. (1998). Efficient global optimization of expensive black-box functions, *Journal of Global optimization* **13**(4) : 455–492.
- Laderman, J., Littauer, S. B. et Weiss, L. (1953). The inventory problem, *Journal of the American Statistical Association* **48**(264) : 717–732.
- 2710 Liu, F. T., Ting, K. M. et Zhou, Z.-H. (2008). Isolation forest, *2008 eighth IEEE international conference on data mining*, IEEE, pp. 413–422.
- Lophaven, S. N., Nielsen, H. B., Sondergaard, J. et Dace, A. (2002). A matlab kriging toolbox, *Technical University of Denmark Report IMM-TR-2002-12* .
- 2715 Mazumdar, A., Chugh, T., Miettinen, K. et López-Ibáñez, M. (2019). On dealing with uncertainties from kriging models in offline data-driven evolutionary multiobjective optimization, *International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization*, Springer, pp. 463–474.

- 2720 McBride, K. et Sundmacher, K. (2019). Overview of surrogate modeling in chemical process engineering, *Chemie Ingenieur Technik* **91**(3) : 228–239.
- Pimentel, M. A., Clifton, D. A., Clifton, L. et Tarassenko, L. (2014). A review of novelty detection, *Signal Processing* **99** : 215–249.
- Simonoff, J. S. (2012). *Smoothing methods in statistics*, Springer Science & Business Media.
- 2725 Wang, H., Jin, Y. et Jansen, J. O. (2016). Data-driven surrogate-assisted multiobjective evolutionary optimization of a trauma system, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* **20**(6) : 939–952.
- Zhan, D. et Xing, H. (2020). Expected improvement for expensive optimization : a review, *Journal of Global Optimization* **78**(3) : 507–544.

2730 Chapitre 4

Collecte et pré-traitement des données

Pour construire les modèles permettant de lier la variable de décision aux indicateurs de qualité et de performance, il est nécessaire de s'appuyer sur de réelles observations de ces relations. La constitution d'une base de données adaptée à l'objectif de prédiction de l'outil est donc essentielle pour estimer les modèles dont il a été question au chapitre précédent. Les données collectées devaient d'abord être les plus fiables et précises possibles pour éviter d'introduire trop de bruit dans les observations. Ensuite, compte tenu de l'aspect multi-objectifs du problème d'optimisation, il était préférable de disposer d'un grand nombre p d'indicateurs par observation. En effet, il suffit qu'un seul des indicateurs, que souhaite introduire le décideur dans ses fonctions objectifs, n'ait pas été mesuré pour que l'observation ne puisse pas être utilisée dans la méthode de recherche du compromis. Enfin, la collecte des données avait pour objectif d'inclure un nombre n d'observations le plus grand possible. Cela permet d'abord de réduire l'erreur d'estimation des modèles, mais surtout de faire que les modèles couvrent une plus grande variabilité des pratiques d'élevage et de transformation sur le terrain.

Ces trois critères pour constituer la base de données ont conduit à se porter sur des données expérimentales recueillies par différents instituts de recherche européens, dont les animaux ont été élevés durant la période de finition dans un environnement contrôlé par l'institut. Par rapport aux animaux abattus quotidiennement, ceux issus de protocoles expérimentaux ont l'avantage d'avoir eu un suivi de leur consommation et des autres composantes de la variable de décision plus rigoureux et donc plus fiable. De plus, les animaux issus de ces expérimentations sont aussi ceux sur lesquels le plus grand nombre d'indicateurs est mesuré. On notera cependant que des bases de données très grandes comme le projet meat-3G (Hocquette *et al.*, 2020), issu du même programme que le MSA, sont constituées à partir d'animaux élevés chez les producteurs. Cependant, cette base est toujours en cours de création et les données n'ayant pas encore été préalablement publiées, il n'était pas possible d'y avoir accès. La variabilité des protocoles expérimentaux tend à se rapprocher de ce qui se fait sur le terrain même si les animaux "tout-venants" auraient permis de disposer d'une plus grande variabilité sur les composantes de la variable de décision.

Dans la première partie de ce chapitre, la provenance des données sera indiquée et les différentes variables collectées seront détaillées. La seconde partie évoquera ensuite les différents pré-traitements des données. Certaines composantes de la variable de décision ont dû en effet être transformées pour des raisons statistiques. Un ajustement des indicateurs a aussi été nécessaire afin de retirer l'effet expérimentation des données et ainsi pouvoir estimer les modèles à partir de l'ensemble des expérimentations retenues.

4.1 Données collectées

La recherche sur la qualité de la viande et sur les performances bovines au cours des dernières décennies a permis d'accumuler un nombre important d'expérimentations. Les données générées par ces expérimentations ont pour la plupart déjà fait l'objet d'une valorisation propre aux objectifs initialement fixés, mais peuvent être réutilisées dans le cadre de projet de modélisation nécessitant un nombre important d'observations comme le notre.

Cette réutilisation de données est cependant complexe et de nombreux défis techniques sont présents. Après avoir obtenu l'accord des personnes ou instituts ayant participé à la création des données, il a été nécessaire d'extraire les différentes variables et mesures d'intérêt. Le format de données était souvent livré sous une forme tabulaire, mais une partie des composantes de la variable de décision ont dû être extraites à partir des protocoles expérimentaux ou de la section "matériels & méthode" des articles associés. La température de cuisson et la durée de maturation par exemple étaient souvent constantes au sein d'une expérimentation, mais varient d'un protocole à l'autre.

Un autre défi important a été de centraliser les données et de les rendre interopérables¹. En effet, le nom des variables, le codage des modalités, les unités utilisées sont rarement communs d'une expérimentation à l'autre de part les différents usages entre les instituts de recherche ou encore l'évolution des conventions de notation au cours des années.

Dans cette première partie, les différentes expérimentations qui constituent la base de données et les différentes mesures et pratiques présentes dans celle-ci seront donc présentées dans un premier temps. Ensuite, le protocole de mesure de chaque variable collectée sera détaillé, que ce soit une composante de la variable de décision ou un indicateur de performance ou de qualité. Enfin, la diversité des animaux et des conditions d'élevages présents dans la base de données sera exposée.

1. les données et les métadonnées doivent partager un vocabulaire et une formalisation commune (Wilkinson, 2016)

4.1.1 Expérimentations réutilisées

Les données qui vont être présentées ont été fournies par trois instituts : l'Agroscope (Suisse), INRAE (France) et le Teagasc (Irlande). Il est à noter que les données ont par-
2795 fois été produites en collaboration avec d'autres organismes comme l'institut de l'élevage (IDELE) ou grâce à un consortium d'instituts européens comme l'expérimentation Pro-SafeBeef (PSB) (Tableau 4.1). La colonne "institut" mentionnée dans ce tableau désigne donc simplement l'organisme qui a fourni les données.

Parmi les 6 jeux de données fournis par l'Agroscope, quatre essais de "Qualité de
2800 Viande" (QV) et l'expérimentation dénommée "Écornage" ont utilisé une finition des animaux en bâtiment et les expérimentations QV20 et Mino une finition en pâturage. Les principaux objectifs de ces expérimentations étaient de tester des variations du régime alimentaire comme l'utilisation de co-produits par exemple, et/ou de comparer les indicateurs de qualité de la viande en fonction de la race des animaux. L'expérimentation
2805 "Écornage" avait un objectif différent puisqu'elle consistait principalement à étudier la variation des indicateurs de stress chez l'animal en fonction de plusieurs stress induits, dont l'écornage d'une partie des animaux. Les données fournies par le Teagasc sont elles aussi issues d'expérimentations aux protocoles assez proches, comparant des jeunes bovins croisés majoritairement finis en bâtiment avec différentes rations alimentaires. Les
2810 expérimentations collectées auprès de INRAE utilisent à l'inverse principalement des animaux de races pures et 25% des animaux étaient des vaches de réformes. L'impact de la supplémentation lipidique sur le profil en acides gras de la viande est étudié dans EPS, les deux expérimentations Lipivimus et ProSafeBeef. Le détail des protocoles et des objectifs initiaux de ces expérimentations est présent dans les références indiquées dans la dernière
2815 colonne du tableau.

Pour chaque expérimentation, la quantité d'aliments ingérée, sa valeur énergétique et protéique était présente. Pour les expérimentations au pâturage cependant, seul l'ingéré des concentrés était disponible, car cette mesure est plus complexes à estimer pour l'herbe et moins précise. Par souci d'homogénéité, seules les données des expérimentations dans
2820 lesquelles les animaux ont été finis en bâtiment ont été conservées. Sur le récapitulatif des mesures disponibles par expérimentations (Figure 4.1), de nombreuses cases vides indiquent que toutes les mesures ne sont pas présentes dans toutes les expérimentations. Concernant les proportions de chaque aliment dans la ration, les cases vides sont logiques puisque les rations n'étaient pas composées de l'ensemble des aliments modélisés. Pour
2825 ce qui est des indicateurs, l'appréciation globale, et les acides gras trans sont disponibles dans peu d'expérimentations. Le profil en acides gras n'est pas non plus étudié dans la majorité des expérimentations et le dosage de certains acides gras comme l'EPA, DHA,

Expérimentation	Institut	Références
Ecornage	Agroscope	Reiche <i>et al.</i> (2019)
Mino	Agroscope	non publiée
QV14	Agroscope	Dufey et Chambaz (2004)
QV15	Agroscope	Chassot (2008); Dufey (2006, 2008)
QV16	Agroscope	non publiée
QV18	Agroscope	non publiée
QV20	Agroscope	Dufey (2015)
DATAR	INRAE	Dransfield <i>et al.</i> (2003)
Effimet	INRAE	Cantalapiedra-Hijar <i>et al.</i> (2020)
EPS	INRAE	Ellies-Oury <i>et al.</i> (2021)
Lipivimus blonde	INRAE	Conanec <i>et al.</i> (2019)
Lipivimus normande	INRAE	Gobert <i>et al.</i> (2010)
Nat_ration_95	INRAE	Listrat <i>et al.</i> (1999)
PSB	INRAE	Gagaoua <i>et al.</i> (2016); Hildrum <i>et al.</i> (2009); Scollan <i>et al.</i> (2001)
Vachotron	INRAE	Renand <i>et al.</i> (2001)
Vache bourge	INRAE	Vinet <i>et al.</i> (2008)
Drennan_2013	Teagasc	Moloney et Drennan (2013)
Moloney_2008	Teagasc	Moloney <i>et al.</i> (2008)
Moloney_2011	Teagasc	Moloney <i>et al.</i> (2011)
Moloney_2013	Teagasc	Moloney <i>et al.</i> (2013)

TABLE 4.1 – Liste des expérimentations introduites dans la base de données ainsi que l’institut qui a fourni les données et les références (lorsque disponible) pointant vers les protocoles détaillés.

2830 DPA n’est disponible que sur 280 animaux. La notation de la tendreté, de la jutosité et de la flaveur est par ailleurs disponible dans presque toutes les expérimentations. La couleur et la force de cisaillement sont aussi des données collectées sur un nombre d’animaux important (supérieur à 1000).

4.1.2 Protocoles de mesure des différentes variables

2835 Dans cette thèse, les variables collectées ont été affectées à deux groupes : 1) les composantes de la variable de décision qui permet de moduler 2) les indicateurs de qualité et de performance. Chacune de ces variables va maintenant être décrite.

Composantes de la variable de décision

Durée de finition

Inclure l’ensemble de la vie de l’animal dans les modèles de prédiction des indicateurs



FIGURE 4.1 – Récapitulatif des variables disponibles en ordonnée pour chaque expérimentation en abscisse. Un case de couleur signifie que la variable a été mesurée dans l'expérimentation et la couleur indique le taux d'animaux pour lequel la variable est disponible. Le nombre d'animaux par expérimentation est affiché en haut du graphique et le nombre total d'animaux en haut à droite. Le nombre d'animaux pour lequel chaque mesure est présente est indiqué à la droite du graphique.

est complexe. D'abord, les animaux utilisés dans les expérimentations ont généralement
2840 été achetés à l'âge proche de celui dans lequel les mesures ont été effectuées : les antécédents de l'animal sur sa conduite étaient donc peu connus ou peu précis. Ensuite, inclure avec une grande précision la variabilité de la conduite de l'animal tout au long de sa vie augmente drastiquement le nombre de variables dans le modèle et augmente ainsi mécaniquement le nombre d'observation nécessaire pour estimer ce type de modèle. Par
2845 conséquent, seule cette période de la conduite de l'animal a été incluse dans les modèles de prédiction. Le début de la période de finition a été calqué sur le début de l'expérimentation, après la période de transition, même si dans certaines expérimentations avaient pourtant une durée longue par rapport aux durées standards de la finition des bovins (de 0 à 120 jours pour des vaches de réforme (Couvreux, 2018)). La fin de la période de
2850 finition a été plus simple à établir puisqu'elle survient à l'abattage de l'animal.

L'ingéré alimentaire

Pour évaluer l'intensité de la finition des animaux, l'une des composantes de la variable de décision est la quantité d'aliments ingérée par l'animal. Cette quantité est exprimée
2855 en kg de matière sèche par jour. Cette variable est calculée en divisant la quantité totale d'aliments consommés durant la période de finition par la durée de cette période en jours. Ce calcul permet de réduire à un le nombre d'observations de l'ingéré pour chaque animal, mais gomme les variations de quantité durant la finition, qu'elles aient été induites ou subies. Selon l'expérimentation, l'ingéré était estimé soit de manière individuelle grâce
2860 à des puces RFID associées à des auges auto-pesante par exemple (n=1149), soit par groupe de traitement (n=106). Cette approximation a été jugée acceptable de par les plus fortes variations inter-expérimentales que intra-groupes de traitement alimentaire, mais cela pénalise tout de même l'analyse puisqu'un indicateur comme le résiduel feed intake (RFI, défini à la section 1.1.1) n'a pas pu être estimé.

2865

La composition de la ration

Comme évoqué dans le premier chapitre, la composition de la ration peut avoir un impact sur les indicateurs de qualité, notamment le profil en acides gras des muscles. Pour chaque aliment, une composante représentant la part de celui-ci dans la ration a été
2870 ajoutée dans la variable de décision. L'utilisation de la proportion plutôt que la quantité de chaque aliment permet de décorréliser ces variables de l'ingéré alimentaire. Une ration pour ruminant est généralement composée d'une partie de fourrage et d'un concentré. La majorité des fourrages a été codée dans la variable de décision, mais seules les proportions de céréales et de tourteaux protéique ont été codées pour caractériser le concentré

Aliment	Expérimentation	Référence
Ensilage d'herbe	Dreman et al. (2013)	FE0010, p.556
Ensilage d'herbe	Moloney et al. (2008), Moloney et al. (2011), Moloney et al. (2013)	FE1720, p.562
Ensilage Maïs	Moloney et al. (2013)	FE4710, p.570
Orge	Dreman et al. (2013), Moloney et al. (2008), Moloney et al. (2011), Moloney et al. (2013)	CC0010, p.596
Pulpe de betterave déshydratée	Dreman et al. (2013)	CP0010, p.606
Paille de blé	Dreman et al. (2013)	FP0020 p. 592
Tourteaux de soja	Dreman et al. (2013), Moloney et al. (2008), Moloney et al. (2011), Moloney et al. (2013)	CX0250 p.606
Mélasse de betterave	Dreman et al. (2013), Moloney et al. (2008), Moloney et al. (2011), Moloney et al. (2013)	CP0170, p.608
Pulpe d'agrumes déshydratée	Moloney et al. (2013)	CP0120, p.608

TABLE 4.2 – Références INRA (Noziere *et al.*, 2018) des aliments utilisés pour estimer les valeurs nutritionnelles en PDI et UFV des expérimentations du Teagasc.

2875 consommé. Ce choix s'explique d'abord par un souci de généralisation de l'information afin d'éviter que le modèle ne retrouve les variations inter-expérimentales grâce à une description trop précise de la nature de la ration.

La valeur nutritionnelle de la ration

2880 Les analyses permettant de faire état de la composition de la ration sont nombreuses, mais seules l'énergie et la protéine étaient disponibles dans les données de chaque expérimentation. L'unité choisie pour exprimer l'énergie apportée par la ration est l'unité fourragère viande (UFV) et les protéines digestibles dans l'intestin (PDI) pour la teneur en protéine. Une conversion a été nécessaire dans certaines expérimentations. Pour les 2885 données fournies par l'Agroscope, l'énergie était exprimée en MJ/kg d'énergie nette pour la production de viande (NEV), mais a pu être convertie en UFV en divisant par 7,3 ou 7,5 selon l'aliment (Daccord *et al.*, 2017). Les valeurs nutritionnelles provenant des expérimentations du Teagasc étaient exprimées en énergie métabolisable et en matière azotée totale (MAT) et ont donc dû être converties à l'aide des tables INRA (Noziere et al. 2018) 2890 dont les références sont indiquées dans le tableau 4.2. Pour les ensilages, les valeurs PDI et UFV retenues étaient ajustées proportionnellement aux valeurs de MAT et d'énergie métabolisable mesurés et celles présentes pour l'ensilage de référence dans la table.

L'animal

2895 Outre la conduite, les caractéristiques propres à l'animal, comme le sexe et l'âge d'abat-
tage, ont été codées dans la variable de décision. La race de l'animal a aussi été codée
créant une modalité pour chaque race pure et chaque croisement. La réduction du nombre
de modalités est cependant nécessaire compte tenu de la diversité, notamment de certains
croisements et du faible effectif pour ces derniers. Ce travail de réduction est présenté à
la section 4.2.1.

2900

La durée de maturation

La durée de maturation de la viande est la période qui s'écoule entre le moment de
l'abattage et le moment où le muscle est paré et prêt à être découpé. Il cesse sa maturation
lorsque la trame conjonctive de protection est retirée du morceau. La durée de maturation
2905 en carcasse et celle sous vide ne sont pas distinguées ici.

La température de cuisson

La cuisson de la viande est une transformation importante de la viande qui a eu lieu
pour les dégustations (au grille) et la mesure de la force de cisaillement (au bain-marie).
2910 Exprimé en °C, cet indicateur désigne la température à coeur du morceau à l'issue de
la cuisson.

Les indicateurs de qualité de la viande et de performance des bovins

Le poids vif de l'animal

Parmi les nombreuses pesées effectuées durant la vie expérimentale de l'animal, seul
2915 le poids vif avant l'abattage fait partie de la liste des indicateurs de performance qui sont
disponibles dans l'outil d'optimisation développé. En effet, les autres pesées sont plus dif-
ficiles à exploiter, car ne sont pas synchronisées avec un stade particulier de l'animal ou
une étape quelconque durant la finition.

Le gain moyen quotidien

2920 Le gain moyen quotidien (GMQ) est l'indicateur de croissance de l'animal et est ex-
primé en g/jour. Deux méthodes de calcul existent pour estimer cet indicateur. La pre-
mière consiste simplement à diviser la différence de poids entre le début et la fin de la
période d'intérêt (ici la période de finition) par la durée de cette période. Cependant, il
2925 a été montré que cette estimation peut être biaisée puisque les pesées interviennent à des
moments perturbants pour les animaux (manipulation et stress engendrés par l'allotement
par exemple). Pour calculer la croissance de manière plus précise, il est plutôt conseillé
d'estimer le coefficient de régression du poids (en gramme) en fonction du temps (en jours)

sur la base de plusieurs pesées intermédiaires durant la période de finition. En l'absence
2930 des données de poids intermédiaires pour la majorité des expérimentations, seul le GMQ
des animaux de l'Agroscope a pu être estimé de cette manière.

Le poids de carcasse

Le poids de carcasse est mesuré au moment de la classification à chaud. L'indicateur
2935 utilisé est cependant le poids de carcasse à froid, estimé en retranchant 2% du poids à
chaud pour tenir compte des pertes durant le ressuage.

Conformation

La conformation des carcasses est évaluée selon la grille communautaire EUROP (Fi-
2940 gure 1.1) dans un système de notation allant des animaux les moins conformés (P) aux
plus conformés (E). Des classes intermédiaires sont formées en associant un -, = ou + à
la lettre. Une transformation numérique de la note permet donc d'obtenir 15 classes de
note variant entre 0 et 5.

2945 *Note de gras*

De même, une note de gras est attribuée à chaque carcasse selon la grille commu-
nautaire EUROP. La note de 1 (très maigre) à 5 (trop grasse) est aussi associée à des
classes intermédiaires -, = ou + permettant de former aussi 15 classes, qui comme pour
la transformation ont été transformées en note numérique variant de 0 à 5.

2950

Couleur de la viande

La couleur du muscle *Longissimus thoracis* (LT) a été mesurée avec le système CIE
L* (intensité de clarté), a* (intensité de rouge) , b* (intensité de bleu/jaune) deux jours
après l'abattage de l'animal. L'instrument de mesure utilisé pour les expérimentations
2955 INRAE était le CR400 MINOLTA et pour les expérimentations du Teagasc le Hunter
lab Ultra Scan XE. Les plus anciennes expérimentations de l'Agroscope (QV14, QV15,
QV16) utilisaient un Chroma-Meter CR-300 et les plus récentes (QV18, QV20, Ecornage)
un KonicaMinolta CM 2600d.

2960 *Profil en acide gras*

Les lipides totaux du muscle LT ont été extraits selon la méthode de Folch *et al.* (1957)
et quantifiés par gravimétrie. Les AG ont été extraits des lipides totaux puis convertis
en esters méthyliques par transméthylation à l'aide de borontrifluorure-méthanol selon la
méthode de Bauchart *et al.* (2005). L'analyse des esters méthyliques d'acides gras a été

2965 réalisée par chromatographie en phase gazeuse (chromatographe Peri 2100, Perichrom,
Saulx-les-Chartreux, France) équipée d'une colonne capillaire en verre CP-Sil 88 (Varian,
Palo Alto, CA ; longueur 100 m, dia. 0,25 mm) comme décrit précédemment par Gruffat
et al. (2020). Les AG totaux ont été quantifiés en utilisant l'acide nonadécanoïque (C19 :0)
comme standard interne. Leur identification et le calcul des coefficients de réponse ont été
2970 effectués en utilisant un mélange quantitatif C4-C24 (Supelco, Bellafonte, PA).

Analyse sensorielle

Les données de l'analyse sensorielle ont été recueillies à la suite de séances de dégustation de jury entraînés : une à deux séances d'entraînement selon les protocoles.
2975 Chaque jury était composé entre 8 et 12 jurés et certaines expérimentations ayant un grand nombre d'échantillons à déguster, comme PSB, avaient formé deux jurys de dégustation. La préparation de la viande (température et maturation) a été incluse dans la variable de décision. Les notes ayant été données dans des échelles de notation différentes entre les trois instituts, une normalisation pour rapporter les notes entre 0 et 10 a été
2980 effectuée. Les descripteurs principaux étaient la tendreté globale, la jutosité globale et la saveur. Certaines expérimentations ont cependant pu étudier des composantes particulières de la saveur (saveur anormale notamment) ou demander aux jurés d'attribuer une note hédonique d'appréciation globale du produit. Seule l'analyse sensorielle du muscle LT a été utilisée, car trop peu d'expérimentations ont étudié d'autres muscles.

2985

Mesure de la force de cisaillement

Seules les mesures de force de cisaillement sur le muscle LT ont été ajoutées dans la base de données. Le protocole de mesure suivait la méthode de Warner Bratzler (Shackelford
et al., 1994). Les instruments utilisés pour cette mesure étaient tous de marque Instron
2990 même si les modèles variaient selon l'institut ayant procédé à l'analyse. Seules les données de cisaillement sur viande cuite ont été retenues dans la base de données. La cuisson avait lieu dans un bain-marie et la température à coeur des échantillons a été introduite dans la variable de décision.

4.1.3 Analyse de la variabilité de la base de données

2995 L'ensemble des données collectées a permis de couvrir une certaine diversité d'animaux et de pratiques d'élevage. La race et le type des animaux dans chaque expérimentation sont indiqués en Annexe 1. Le nombre de races présentes dans la base est assez important (n=19) dû à de nombreux croisements issus des expérimentations suisses et irlandaises bien qu'ayant parfois des effectifs marginaux. A l'inverse, les races à viandes sont bien

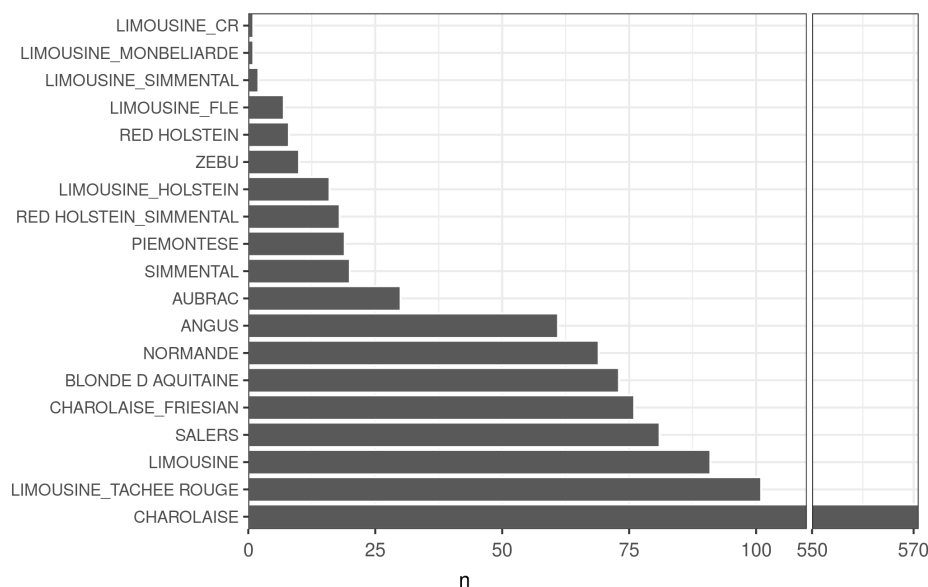


FIGURE 4.2 – Effectif de chaque race dans la base de données

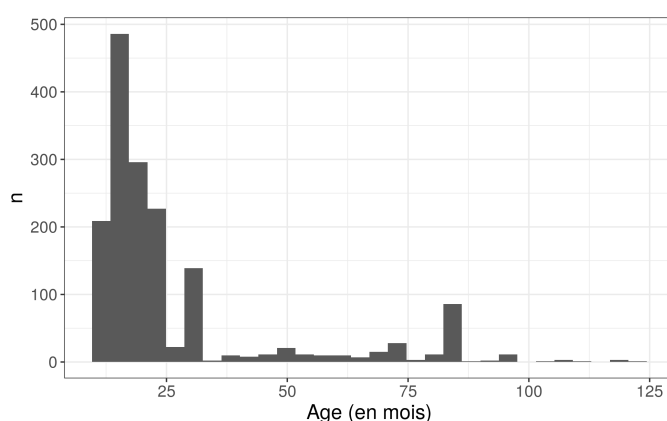


FIGURE 4.3 – Distribution de l'âge des animaux présents dans la base de données.

représentées dans la base de données avec pas moins de 571 animaux de race charolaise notamment (Figure 4.2, qui est une race très utilisée dans les expérimentations.

On retrouve aussi dans l'Annexe 1 la moyenne par expérimentation de l'âge et de la durée de finition des animaux. Beaucoup de jeunes animaux sont présents dans la base comme l'indique la distribution des âges (Figure 4.3) où il est possible d'observer un nombre important d'animaux abattus autour de 20 mois. La répartition des âges des vaches est plus uniforme : entre 3 et 8 ans, quelques-unes au-delà.

La durée de finition des animaux est concentrée autour de 5 mois, mais certaines expérimentations ont suivi les animaux plus longtemps : jusqu'à 15 mois.

Les proportions des principaux aliments composant la ration sont représentées sur la Figure 4.5. Une majorité de rations est composée d'ensilage d'herbe ou de maïs (75%),

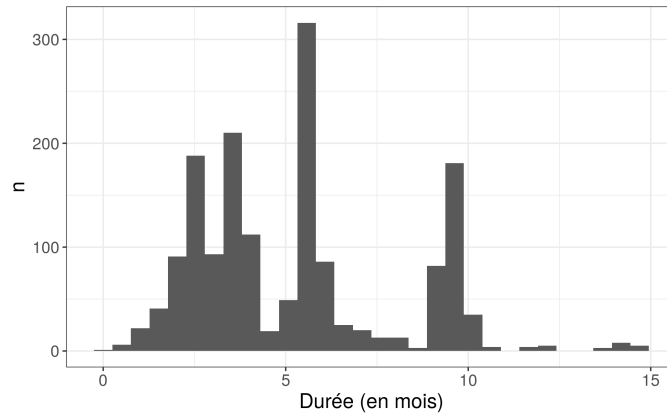


FIGURE 4.4 – Distribution de la durée de finition des animaux présents dans la base de données.

mais des rations sèches composées uniquement de céréales avec de la paille ou du foin sont aussi disponibles dans la base. L'ingéré alimentaire des animaux présente aussi de la variabilité, notamment en lien avec l'âge des animaux : la corrélation entre l'âge plafonné (variable âge plafonnée à 35 mois, définie à la section 4.2.2) et l'ingéré est de 0,43.

3015 L'apport journalier en PDI et UFV des rations est fortement proportionnel à la quantité de matière sèche ingérée. Il a été envisagé de décorréler l'ingéré des apports nutritionnels, mais l'indicateur ramené au kg de matière sèche ingérée semble cependant moins pratique à utilisé sur le terrain au moment de composer la ration étant donné que l'ingéré n'est pas forcément connu à l'avance.

3020 L'analyse sensorielle et la force de cisaillement ont été réalisées majoritairement sur des muscles maturés 14 jours. Une seule expérimentation a testé une maturation de trois semaines, mais plusieurs expérimentations du Teagasc ont testé des durées de maturation inférieures (Figure 4.6). Les expérimentations françaises ont principalement utilisé une température de cuisson à 58°C correspondant à une viande saignante, quand les expé-
3025 riences étrangères ont utilisé une cuisson à point à 70 °C.

4.2 Pré-traitement des données

Avant de procéder à l'estimation des modèles avec les données qui ont été présentées, il est nécessaire de réaliser quelques transformations en amont. D'abord, la race est une variable dont le nombre m de modalités est élevé compte tenu de la diversité des croisements testés. Un nombre élevé de modalités est une contrainte statistique dans les modèles, car
3030 la race se recoupe globalement avec l'essai associé. De plus, certains croisements ne sont pas forcément très connus et il serait plus simple de disposer de groupes aux propriétés

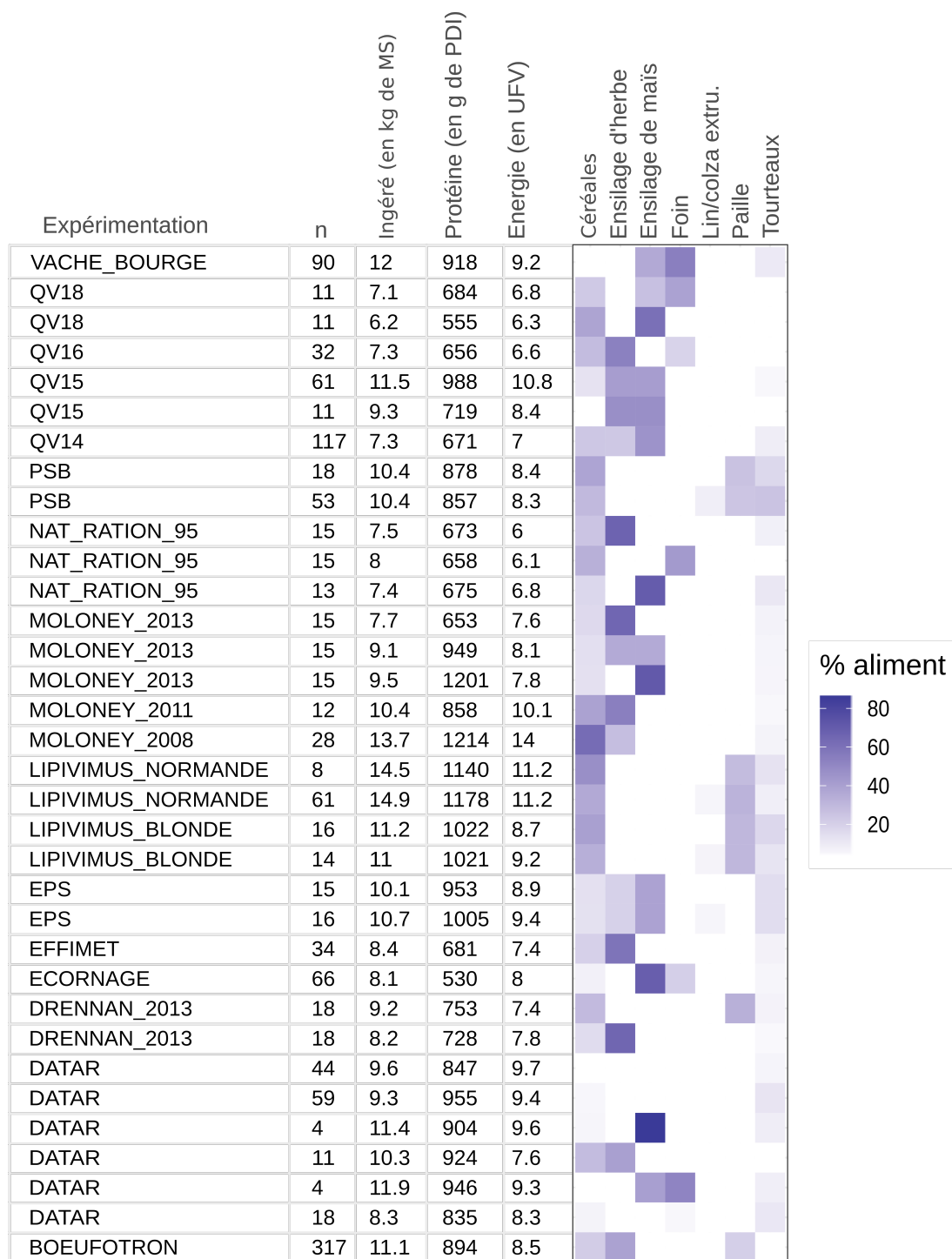


FIGURE 4.5 – Diversité des rations distribuées aux animaux présents dans la base de données.

explicités. Enfin, certaines races ou croisements ne sont parfois testés que sur quelques animaux (n=2 pour le croisement Limousine-Montbéliarde par exemple) ce qui complique la modélisation statistique.

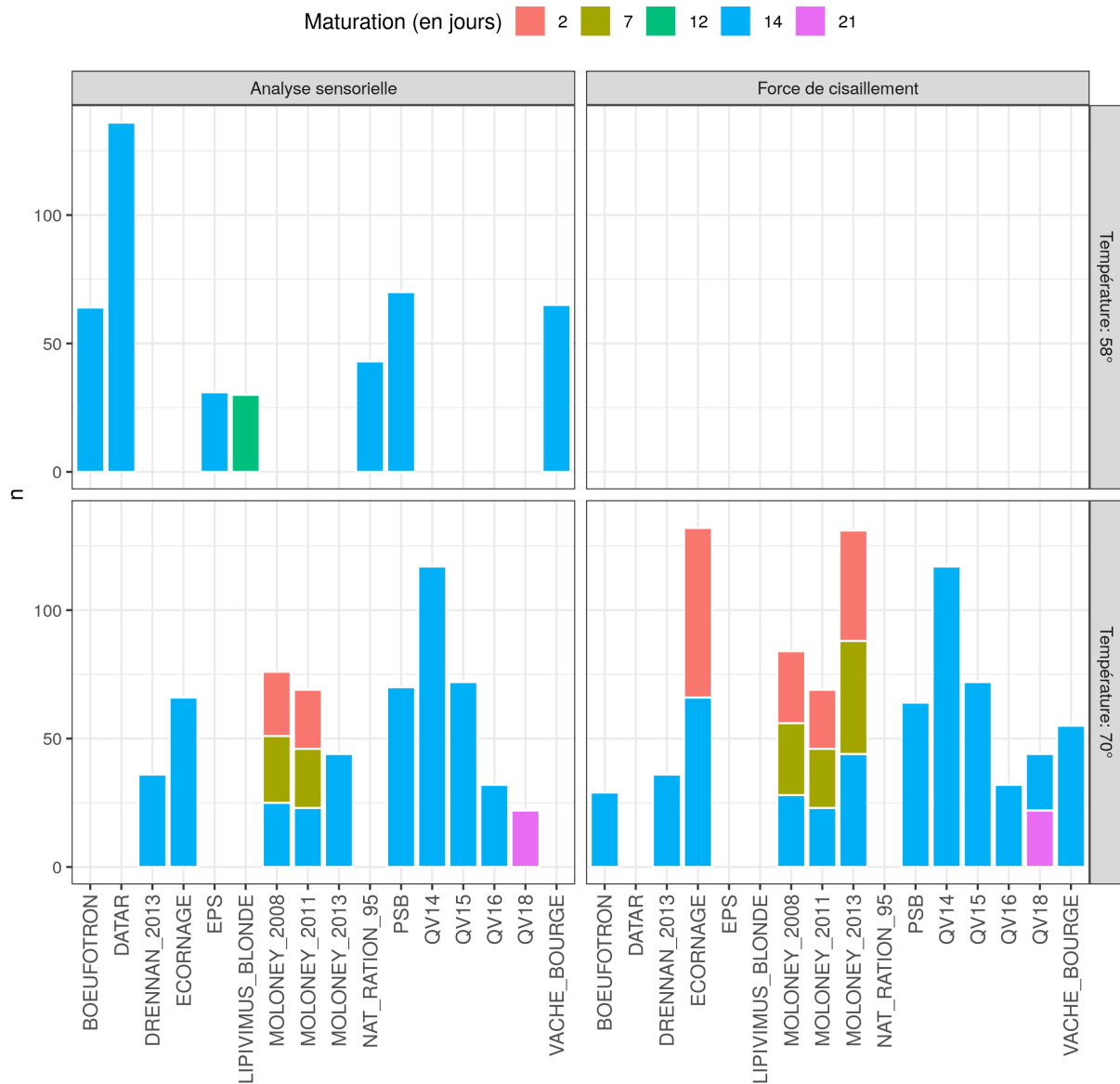


FIGURE 4.6 – Nombre d'échantillons par expérimentation ayant fait l'objet d'une analyse sensorielle ou d'une mesure de force de cisaillement en fonction de la température (deux lignes de graphique) et de la maturation (code couleur).

L'utilisation de modèles linéaires (section 3.1) dans notre approche contraint à être vigilant sur la linéarité de la relation entre les composantes de la variable de décision et les indicateurs. Or l'âge ne semble pas répondre à cette exigence, une transformation de cette variable a donc été proposée.

3040

Comme en méta-analyse, il est nécessaire de tenir compte d'un effet aléatoire, car l'estimation des modèles est réalisée sur des jeux de données provenant de plusieurs expérimentations. En effet, les effets de chaque pratique peuvent varier d'une expérimentation

à l'autre. Par exemple, deux groupes d'animaux issus de deux expérimentations peuvent exprimer des performances et une qualité de viande différentes malgré une conduite iden-
3045 tique (race, sexe, alimentation, etc.). Un ajustement des données a donc été réalisé afin de pouvoir estimer les modèles avec des données issues de plusieurs expérimentations.

4.2.1 Regroupement des races

De nombreux regroupements de races existent, mais leurs natures dépendent des cri-
tères de comparaison (Conanec *et al.*, 2021). Pour regrouper les races, la stratégie a
3050 consisté à former ces groupes sur la base des $p' = 3$ indicateurs de performance suivants :

- poids de carcasse,
- conformation,
- note de gras.

Ces indicateurs ont été choisis de par leur pertinence pour segmenter les races, mais aussi parce que les données étaient présentes pour la quasi-totalité des expérimentations. La couleur, des indicateurs d'adiposité plus fins comme le marbré ou le persillé auraient aussi pu être mobilisés s'ils avaient été disponibles pour tous les animaux de la base. Il est aussi important de remarquer que la race n'est pas le seul facteur de variation à influencer ces indicateurs de performance. La méthode utilisée pour réduire le nombre m de modalités a donc d'abord consisté à décomposer chaque observation Y_{ijr} des indicateurs j d'un animal r de race i en ajoutant à la valeur de base μ_j , l'effet $\beta_{ij} \in \mathbb{R}$ de la race i sur l'indicateur j , les effets $\gamma_j' X_r \in \mathbb{R}$ des d' autres covariables (notées $X_r \in \mathbb{R}^{d'}$), modélisées dans la variable de décision, sur l'indicateur j et un terme d'erreur aléatoire indépendant ϵ_{ijr} :

$$Y_{ijr} = \mu_j + \beta_{ij} + \gamma_j' X_r + \epsilon_{ijr}. \quad (4.1)$$

Les variations des autres facteurs de productions X ont été considérées ici comme aléa-
3055 toires puisqu'elles résultent du protocole particulier des expérimentations, mais ne sont en aucun cas liées à ce travail de regroupement des races. L'estimation de l'effet fixe β_{ij} a été réalisée avec la fonction "lmer" du package "lmerTest". Pour regrouper l'effet moyen des races qui se ressemblent le plus, une classification ascendante hiérarchique (CAH) des m observations sur la base des p' indicateurs de performance a été réalisée avec la fonc-
3060 tion "hclust" en choisissant "ward.D" comme méthode d'agrégation. En amont de cette méthode, une imputation a été nécessaire pour compléter les manquantes sur l'indicateur de conformation, indisponibles pour certaines expérimentations de l'Agroscope. Cette imputation a été réalisée avec la fonction "imputePCA" du package R "missMDA" (Josse et Husson, 2016) sur la base des deux autres indicateurs (poids de carcasse et note de

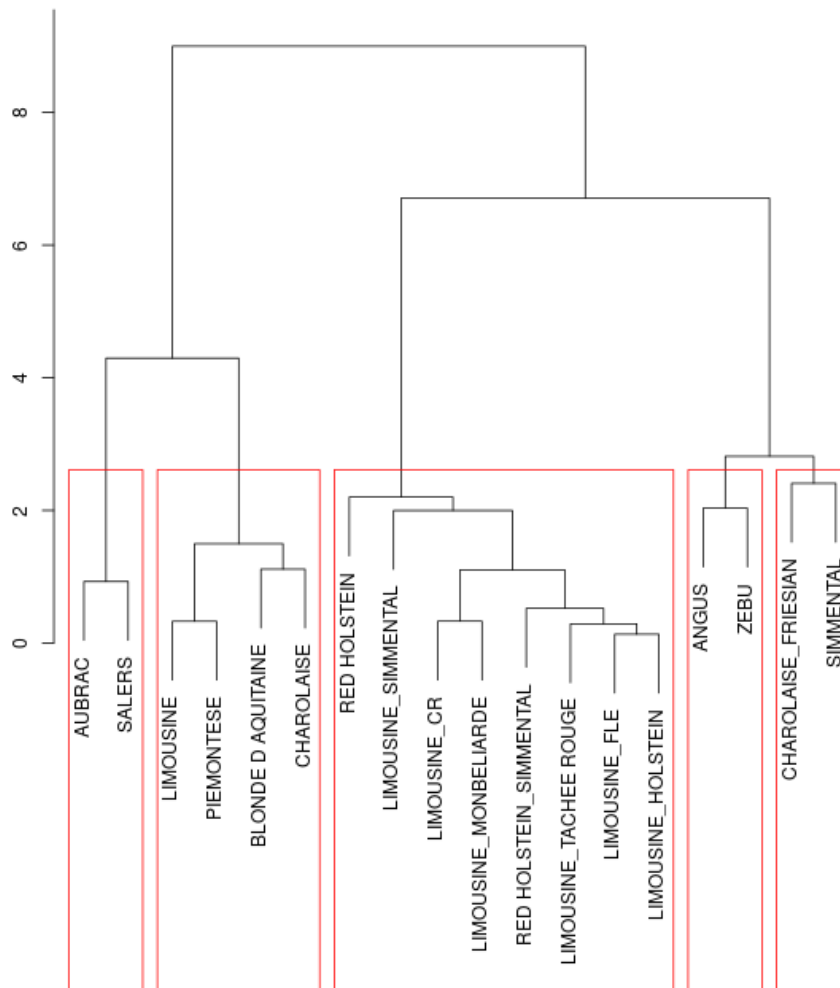


FIGURE 4.7 – Dendrogramme issu de la classification ascendante hiérarchique (CAH) des races disponibles dans la base de données.

3065 gras) et des covariables X . L'alternative aurait été de retirer l'indicateur de conformation, mais alors le clustering aurait eu lieu sur une base moins informative. L'autre alternative aurait été de supprimer les observations pour lesquelles la conformation n'était pas disponible. Cela écartait cependant du clustering beaucoup de races, notamment les croisements issus de l'Agroscope dont le manque de recul sur ces derniers avait été l'une des principales motivations de la transformation de la variable race en grands types de race. 3070 La race normande a été écartée de l'analyse, car seules des vaches étaient disponibles ce qui compliquait l'estimation du modèle (4.1) ainsi que le clustering.

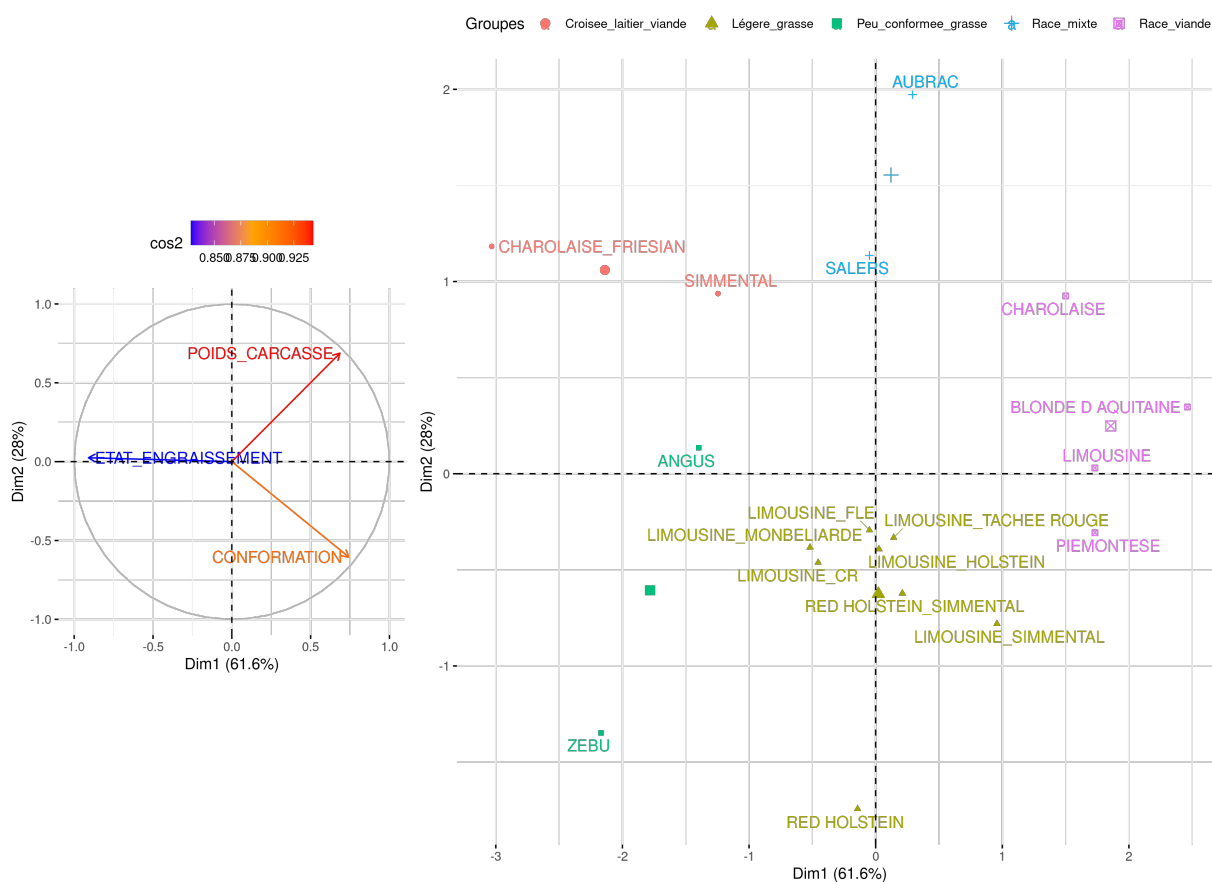


FIGURE 4.8 – Analyse en Composantes Principales (ACP) des indicateurs de poids de carcasse, de conformation et de note de gras, dont les corrélations sont représentées sur le cercle à gauche. Le graphique des individus illustre les effets de chaque race sur ces trois indicateurs et un code couleur permet d’identifier les clusters des races.

Cinq classes ont été distinguées avec le clustering (Figure 4.7) :

- les races à viande : Limousine, Piémontaise, Blonde d’Aquitaine et Charolaise, qui se distinguent par un poids de carcasse et une conformation importante ainsi qu’une note de gras faible (Figure 4.8).
- les races croisées laitière-viande : majoritairement avec de la Limousine pour l’ascendant viande et Montbéliarde, Tachée Rouge, Holstein, Fleckvieh majoritairement pour l’ascendant laitier. Ces races sont plutôt moyennes puisque se situant au centre de l’ACP, ce qui peut aussi s’expliquer par l’imputation de l’indicateur de conformation pour ces animaux.
- les races mixtes : Aubrac et Salers qui sont comme les races à viande des animaux plutôt lourds, mais en revanche moins conformés et plus gras.
- les races légères et grasses que sont le Zébu et l’Angus.

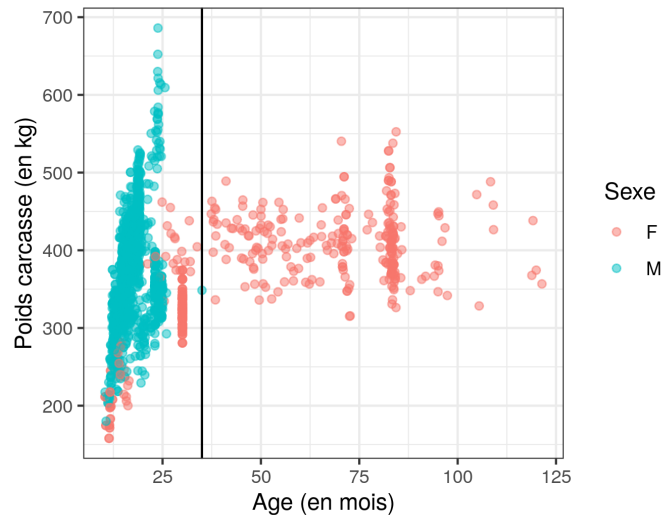


FIGURE 4.9 – Poids de carcasse de tous les animaux de la base de données en fonction de leurs âges, différenciés par sexe grâce au code couleur. La droite verticale tracée matérialise le plafond permettant de transformer la variable âge.

3085 — les races peu conformées et grasses que sont la Simmental et le croisement Charolaise-Friesian. La race normande a été affectée à ce groupe, car ce sont aussi des animaux assez gras et peu conformés.

4.2.2 Transformation de l'âge

3090 Au début de la vie de l'animal, la relation entre l'âge et certains indicateurs est linéaire, comme le poids de carcasse par exemple (Figure 4.9), puis passé un certain âge, le poids rencontre un plateau. Il a donc été décidé de substituer la variable âge avec deux autres variables : un âge plafonné avec l'âge "adulte" et une variable binaire indiquant si l'animal est effectivement adulte ou pas. Cet âge adulte a été fixé, de manière empirique en se basant sur le poids de carcasse (indicateur présent chez tous les animaux), à 35 mois, âge
3095 qui permet aussi de différencier les vaches (adultes femelles) des autres animaux.

4.2.3 Ajustement des données multi-expérimentales

En méta-analyse, il est habituel d'ajouter un effet aléatoire lié à l'expérimentation aux côtés des effets fixes que le modélisateur considère comme d'intérêt. Cependant, ce modèle mixte (mélange d'effets fixes et aléatoires) est plutôt utilisé à des fins d'analyse des effets fixes (Borenstein *et al.*, 2010), alors que l'objectif de la thèse est de construire des modèles de prédiction. Une autre méthodologie, qui est régulièrement employée en biologie (notamment avec des données omics), est d'ajuster les variables d'intérêt en retranchant

l'effet aléatoire : l'effet lot ("batch" en anglais) d'analyse. Les variables ajustées peuvent ensuite servir à tout type de modélisation sans risque de biais lié aux différences de lot en omic, ou d'expérimentations dans le cas présent. Cette méthode s'utilise simultanément sur p indicateurs à ajuster en décomposition suivante d'un indicateur j par

$$Y_{ijk} = \mu_j + X_i\beta_j + \gamma_{jk} + \delta_{jk}\epsilon_{ijk} \quad (4.2)$$

où Y_{ijk} est la $i^{\text{ème}}$ observation de l'indicateur j qui a été mesurée dans l'expérimentation k , X_i est l'observation i associée de la variable de décision, β_j est l'effet de chaque composante de la variable de décision sur l'indicateur j , γ_{jk} et δ_{jk} sont respectivement les effets additif et multiplicatif de l'expérimentation k sur l'indicateur j et ϵ_{ijk} est un terme d'erreur aléatoire indépendant qui suit une distribution normale $\mathcal{N}(0, \sigma_j^2)$. L'ajustement L/S, pour location et scale, signifiant que les indicateurs sont ajustés en retranchant l'effet additif et multiplicatif, peut être réalisé de plusieurs façons. Une première technique consiste à procéder à une décomposition du résidu en valeur singulière afin d'estimer les effets à retrancher (Nielsen *et al.*, 2002). La discrimination par distance pondérée cherche un hyperplan séparant les indicateurs de deux expérimentations k puis ajuste les données en projetant Y sur cet hyperplan (Benito *et al.*, 2004). Néanmoins ces deux méthodes sont peu robustes lorsque le nombre d'observations par expérimentation est faible. L'ajustement grâce à une méthode basée sur un empirisme bayésien a donc été préféré (Johnson *et al.*, 2007). Pour ce faire, on estime d'abord les paramètres μ_j , β_j et γ_{jk} du modèle par $\hat{\mu}_j$, $\hat{\beta}_j$, $\hat{\gamma}_{jk}$ avec la méthode des moindres carrés en imposant que

$$\sum_{k=1}^m n_k \hat{\gamma}_{jk} = 0. \quad (4.3)$$

où n_k est l'effectif des observations de chaque expérimentation. Cette première approximation permet d'estimer la variance du terme d'erreur indépendant ϵ_{ijk}

$$\hat{\sigma}_j^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^m (Y_{ijk} - \hat{\mu}_j - X_i \hat{\beta}_j - \hat{\gamma}_{jk})^2. \quad (4.4)$$

Ainsi, il est maintenant possible de construire les résidus normalisés uniquement dus aux effets aléatoires

$$Z_{ijk} = \frac{Y_{ijk} - \hat{\mu}_j - X_i \hat{\beta}_j}{\hat{\sigma}_j} \quad (4.5)$$

où il est supposé que $Z_{ijk} \sim \mathcal{N}(\gamma_{jk}, \delta_{jk}^2)$. La distribution de ces deux paramètres est

$$\gamma_{jk} \sim \mathcal{N}(\Gamma_k, \tau_k^2) \quad (4.6)$$

$$\delta_{jk}^2 \sim \text{Inverse Gamma}(\lambda_k, \theta_k) \quad (4.7)$$

où Γ_k , τ_k , λ_k et θ_k sont des hyper-paramètres dont l'estimation est détaillée dans le matériel supplémentaire de Johnson *et al.* (2007) permettant ainsi d'obtenir les estimateurs des effets $\hat{\gamma}_{jk}$ et $\hat{\delta}_{jk}^2$. Enfin, l'ajustement final peut être réalisé en "annulant" les effets aléatoires qui viennent d'être estimés

$$Y_{ijk}^* = \frac{\hat{\sigma}_j}{\hat{\delta}_{jk}} (Z_{ijk} - \hat{\gamma}_{jk}) + \hat{\mu}_j + X\hat{\beta}_j. \quad (4.8)$$

Une illustration du bon comportement numérique de la méthode est disponible en Annexe 2.

Pour réaliser cet ajustement, la fonction "ComBat" du package "sva" (Leek *et al.*,
 3100 2012) a été utilisée. En amont, les indicateurs ont été regroupés par paquet d'indicateurs
 similaires : la couleur, l'analyse sensorielle, les dosages en acide gras et lipides. La force
 de cisaillement étant seule, elle a été regroupée avec la couleur puisqu'il a été jugé que
 la variabilité des effets aléatoires principaux pour ces indicateurs était le calibrage et
 l'utilisation d'instruments de mesure différents. De même que pour la CAH utilisée pour
 3105 regrouper les races, une imputation des valeurs manquantes a été réalisée pour chaque
 observation ayant une valeur pour au moins d'un des indicateurs. Cette imputation s'est
 réalisée uniquement sur la base des autres indicateurs du groupe. Une fois l'ajustement
 réalisé, les imputations ont été retirées et les valeurs manquantes ont repris leur place dans
 le jeu de données ajusté. Ce choix de ne pas utiliser d'imputation des valeurs manquantes
 3110 pour les données utilisées ensuite dans les modèles se justifie par le fait que l'approche
 a justement pour objectif d'utiliser les données pour comprendre les relations entre indi-
 cateurs et la variable de décision ainsi qu'entre les indicateurs entre eux. Il paraît donc
 logique de ne pas utiliser d'imputation de valeurs manquantes pour la méthode de mo-
 délisation. Il est enfin à noter que les proportions des aliments hors céréales n'ont pas pu
 3115 être insérées dans les covariables X car le nombre important de zéro troublait la méthode
 et l'ajustement qui en découlait semblait incohérent.

L'exemple du a* de la couleur permet d'illustrer cette méthode d'ajustement (Figure
 4.10). Premièrement, l'écart de la distribution des valeurs observées pour les expérimenta-
 tions "Vache Bourges" et surtout "Lipivimus Blonde" est redressé. Ceci est clairement lié
 3120 à l'ajustement de l'effet additif γ_k . L'ajustement de l'effet multiplicatif δ_k est aussi visible

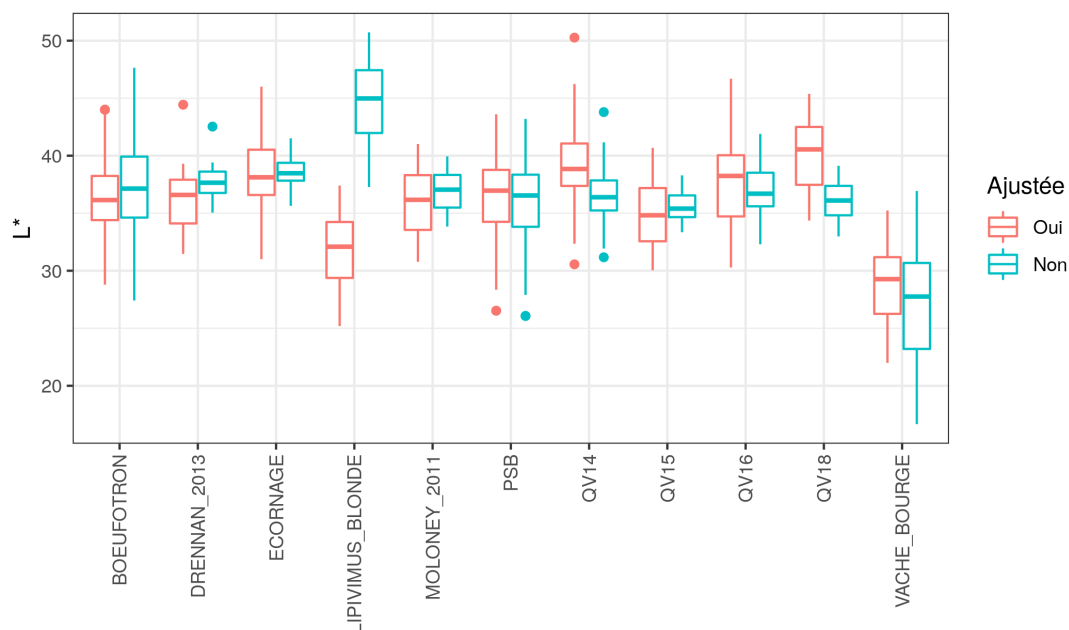


FIGURE 4.10 – Illustration de la méthode d’ajustement sur l’indicateur a^* de la couleur. La distribution initiale de la mesure de l’indicateur est représentée par la boîte à moustaches de couleur rouge la distribution ajustée de couleur bleue.

puisque d’un côté les expérimentations irlandaises (“Drennan 2013” et “Moloney 2011”) et suisses (“Ecornage”, “QV14”, “QV15”, “QV16” et “QV18”) retrouvent une variabilité plus importante de la mesure et celle l’expérimentation “Vache Bourges” est réduite d’un autre côté.

3125

Les données utilisées pour estimer les modèles de prédiction et rechercher les compromis ont été détaillées dans ce chapitre. Celles-ci proviennent d’anciennes expérimentations de trois instituts de recherche agronomique européens : l’Agroscope, INRAE et le Teagasc. Utiliser des animaux issues d’expérimentations permet de disposer de variables fiables pour décrire la conduite de leur finition et permet de collecter de nombreuses mesures qui ne sont pas réalisées sur des animaux tout-venant. La diversité des animaux présents dans la base, autant par leurs races, leurs âges ou leurs sexes est importante. De même pour les conduites alimentaires des animaux durant la période de finition étudiée, même si le pâturage n’a pas pu être modélisé dans cette étude. Pour être utilisables dans les modèles, plusieurs transformations de variables ont été nécessaires. D’abord, la race des animaux composée de nombreux croisements aux effectifs parfois marginaux a été remplacée par un

3135

type de race. Le regroupement des races s'est basé sur les effets de celles-ci
3140 sur trois indicateurs de performance : le poids de carcasse, la conformation
et la note de gras EUROP. L'âge des animaux a aussi dû être transformé afin
d'isoler la partie où l'âge est lié linéairement aux indicateurs, surtout ceux
des performances zootechniques. Enfin, un ajustement des indicateurs a été
opéré afin de limiter l'effet des différences expérimentales qui n'ont pas pu
3145 être modélisées dans la variable de décision.

Bibliographie

- Bauchart, D., Gladine, C., Gruffat, D., Leloutre, L. et Durand, D. (2005). Effects of diets supplemented with oil seeds and vitamin E on specific fatty acids of Rectus abdominis muscle in charolais fattening bulls, *ndicators of milk and beef quality, EAAP. Wageningen : Academic Publishers ed* **112** : 431–436.
3150
- Benito, M., Parker, J., Du, Q., Wu, J., Xiang, D., Perou, C. M. et Marron, J. S. (2004). Adjustment of systematic microarray data biases, *Bioinformatics* **20**(1) : 105–114.
- Borenstein, M., Hedges, L. V., Higgins, J. P. et Rothstein, H. R. (2010). A basic introduction to fixed-effect and random-effects models for meta-analysis, *Research synthesis methods* **1**(2) : 97–111.
3155
- Cantalapiedra-Hijar, G., Ortigues-Marty, I., Sepchat, B., Titgemeyer, E. et Bahloul, L. (2020). Methionine-balanced diets improve cattle performance in fattening young bulls fed high-forage diets through changes in nitrogen metabolism, *British Journal of Nutrition* **124**(3) : 273–285.
- 3160 Chassot, A. (2008). Finition de boeufs après estivage : effets de l'intensité d'alimentation sur les performances d'engraissement, *Revue suisse d'agriculture* **40**(4) : 157–161.
- Conanec, A., Campo, M., Richardson, I., Ertbjerg, P., Failla, S., Panea, B., Chavent, M., Saracco, J., Williams, J. L., Ellies-Oury, M. P. et Hocquette, J.-F. (2021). Has breed any effect on beef sensory quality?, *Livestock Science* **250** : 104548.
- 3165 Conanec, A., Picard, B., Durand, D., Cantalapiedra-Hijar, G., Chavent, M., Denoyelle, C., Gruffat, D., Normand, J., Saracco, J. et Ellies-Oury, M.-P. (2019). New approach studying interactions regarding trade-off between beef performances and meat qualities, *Foods* **8**(6) : 197.

- 3170 Couvreur, S. (2018). Production de viande bovine : élevage et finition des animaux, *La chaîne de la viande bovine. Production, transformation, valorisation et consommation*, pp. p. 15–33.
- Daccord, R., Arrigo, Y. et Chaubert, C. (2017). formules et équations de prédiction, *Apports alimentaires recommandés pour les ruminants*, Agroscope, Posieux.
- 3175 Dransfield, E., Martin, J.-F., Bauchart, D., Abouelkaram, S., Lepetit, J., Culioli, J., Jurie, C. et Picard, B. (2003). Meat quality and composition of three muscles from French cull cows and young bulls, *Animal Science* **76**(3) : 387–399.
- Dufey, P.-A. (2006). Durée de finition de bœufs après estivage et qualité de la viande, *Revue suisse d'agriculture* **38**(6) : 296–302.
- 3180 Dufey, P. A. (2008). Finition de boeufs après estivage : effets de l'augmentation de la vitesse de croissance sur la qualité de la viande, *Revue suisse d'agriculture* **40**(4) : 163–168.
- Dufey, P.-A. (2015). Valorisation du petit-lait sur les alpages par des bovins à viande, *Recherche Agronomique Suisse* **6** : 11–12.
- 3185 Dufey, P.-A. et Chambaz, A. (2004). Qualité de la viande de boeufs de six races à viande, *Revue suisse d'agriculture* **36**(6) : 265–274.
- Ellies-Oury, M.-P., Durand, D., Listrat, A., Chavent, M., Saracco, J. et Gruffat, D. (2021). Certain relationships between Animal Performance, Sensory Quality and Nutritional Quality can be generalized between various experiments on animal of similar types, *Livestock Science* **250** : 104554.
- 3190 Folch, J., Lees, M. et Stanley, G. S. (1957). A simple method for the isolation and purification of total lipides from animal tissues, *Journal of biological chemistry* **226**(1) : 497–509.
- 3195 Gagaoua, M., Terlouw, E. M. C., Micol, D., Hocquette, J.-F., Moloney, A. P., Nuernberg, K., Bauchart, D., Boudjellal, A., Scollan, N. D. et Richardson, R. I. (2016). Sensory quality of meat from eight different types of cattle in relation with their biochemical characteristics, *Journal of Integrative Agriculture* **15**(7) : 1550–1563.
- Gobert, M., Gruffat, D., Habeanu, M., Parafita, E., Bauchart, D. et Durand, D. (2010). Plant extracts combined with vitamin E in PUFA-rich diets of cull cows protect processed beef against lipid oxidation, *Meat Science* **85**(4) : 676–683.

- 3200 Gruffat, D., Durand, D., Rivaroli, D., Do Prado, I. N. et Prache, S. (2020). Comparison of muscle fatty acid composition and lipid stability in lambs stall-fed or pasture-fed alfalfa with or without sainfoin pellet supplementation, *animal* **14**(5) : 1093–1101.
- Hildrum, K. I., Rødbotten, R., Høy, M., Berg, J., Narum, B. et Wold, J. P. (2009). Classification of different bovine muscles according to sensory characteristics and Warner
3205 Bratzler shear force, *Meat Science* **83**(2) : 302–307.
- Hocquette, J.-F., Ellies-Oury, M.-P., Legrand, I., Pethick, D., Gardner, G., Wierzbicki, J., Polkinghorne, R. J., Hocquette, J.-F. et Polkinghorne, R. (2020). Research in beef tenderness and palatability in the era of big data, *Meat and Muscle Biology* **4**(2).
- Johnson, W. E., Li, C. et Rabinovic, A. (2007). Adjusting batch effects in microarray
3210 expression data using empirical Bayes methods, *Biostatistics* **8**(1) : 118–127.
- Josse, J. et Husson, F. (2016). missMDA : a package for handling missing values in multivariate data analysis, *Journal of Statistical Software* **70**(1) : 1–31.
- Leek, J. T., Johnson, W. E., Parker, H. S., Jaffe, A. E. et Storey, J. D. (2012). SVA detailed instruction, *Bioinformatics* **28** : 882–883.
- 3215 Listrat, A., Rakadjiyski, N., Jurie, C., Picard, B., Touraille, C. et Geay, Y. (1999). Effect of the type of diet on muscle characteristics and meat palatability of growing Salers bulls, *Meat Science* **53**(2) : 115–124.
- Moloney, A. P. et Drennan, M. J. (2013). Characteristics of fat and muscle from beef heifers offered a grass silage or concentrate-based finishing ration, *Livestock Science*
3220 **152**(2-3) : 147–153.
- Moloney, A. P., Keane, M. G., Dunne, P. G., Mooney, M. T. et Troy, D. J. (2008). Effect of concentrate feeding pattern in a grass silage/concentrate beef finishing system on performance, selected carcass and meat quality characteristics, *Meat science* **79**(2) : 355–364.
- 3225 Moloney, A. P., Mooney, M. T., Kerry, J. P., Stanton, C. et O’kiely, P. (2013). Colour of fat, and colour, fatty acid composition and sensory characteristics of muscle from heifers offered alternative forages to grass silage in a finishing ration, *Meat Science* **95**(3) : 608–615.
- Moloney, A. P., Mooney, M. T., Troy, D. J. et Keane, M. G. (2011). Finishing cattle at
3230 pasture at 30 months of age or indoors at 25 months of age : Effects on selected carcass and meat quality characteristics, *Livestock Science* **141**(1) : 17–23.

- Nielsen, T. O., West, R. B., Linn, S. C., Alter, O., Knowling, M. A., O'Connell, J. X., Zhu, S., Fero, M., Sherlock, G. et Pollack, J. R. (2002). Molecular characterisation of soft tissue tumours : a gene expression study, *The Lancet* **359**(9314) : 1301–1307.
- 3235 Noziere, P., Sauvant, D. et Delaby, L. (2018). Inra, 2018. Alimentation des ruminants.
- Reiche, A.-M., Oberson, J.-L., Silacci, P., Messadène-Chelali, J., Hess, H.-D., Dohme-Meier, F., Dufey, P.-A. et Terlouw, E. M. C. (2019). Pre-slaughter stress and horn status influence physiology and meat quality of young bulls, *Meat science* **158** : 107892.
- 3240 Renand, G., Picard, B., Touraille, C., Berge, P. et Lepetit, J. (2001). Relationships between muscle characteristics and meat quality traits of young Charolais bulls, *Meat science* **59**(1) : 49–60.
- Scollan, N. D., Choi, N.-J., Kurt, E., Fisher, A. V., Enser, M. et Wood, J. D. (2001). Manipulating the fatty acid composition of muscle and adipose tissue in beef cattle, *british Journal of Nutrition* **85**(1) : 115–124.
- 3245 Shackelford, S. D., Koohmaraie, M., Cundiff, L. V., Gregory, K. E., Rohrer, G. A. et Savell, J. W. (1994). Heritabilities and phenotypic and genetic correlations for bovine postrigor calpastatin activity, intramuscular fat content, Warner-Bratzler shear force, retail product yield, and growth rate, *Journal of Animal Science* **72**(4) : 857–863.
- 3250 Vinet, A., Krauss, D., Andre, C. et Renand, G. (2008). Relations génétiques entre les capacités d'ingestion de taurillons, bœufs, génisses et vaches, *15. Rencontres Recherches Ruminants*, Vol. 15, Institut de l'Élevage.
- Wilkinson, M. (2016). FAIR Principles.
URL: https://www.datafairport.org/fair_principles_living_document_menu/

Chapitre 5

3255 Implémentation et exploration de l'ap- proche développée

La méthodologie qui a été développée dans les chapitres précédents a été implémentée dans un package et une application à destination des décideurs de la filière a été créée. Dans ce chapitre, une brève description du package R qui permet de résoudre le problème
3260 de recherche de compromis et de l'application web sera donnée. Les modèles estimés grâce aux données présentées dans le chapitre 4 seront ensuite analysés. Après l'étude de la qualité et de la sensibilité de ces modèles à la variable de décision, plusieurs scénarios illustreront les applications possibles de l'approche.

5.1 Package R et application web Shiny

3265 5.1.1 MOOVaR, un package R d'optimisation multi-objectifs ba- sée sur la Value-at-Risk

La méthodologie développée dans les chapitres 2 et 3 a été implémentée dans un package R. L'objectif premier était d'abord d'organiser le code de manière efficiente puis de permettre à tout autre utilisateur partageant les mêmes défis de modélisation
3270 de disposer d'une implémentation informatique de l'approche développée au cours de cette thèse. Le package MOOVaR est disponible sur github (<https://github.com/alex-conanec/MOOVaR>) et est installable avec la ligne de commande

```
remotes::install_github("alex-conanec/MOOVaR")
```

Une fois installé, le package s'utilise avec la fonction centrale MOOVaR à laquelle il faut
3275 passer les arguments suivant :

- **X** : une matrice ou un data.frame des n observations de la variable de décision de taille $d + 1$. La première colonne doit être l'identifiant de l'observation.
- **Y** : une matrice ou un data.frame des n observations des p objectifs.

- *allowed_dependence* : une matrice de booléen de taille $d \times p$ indiquant quelles composantes de la variable de décision \mathbf{X} peuvent être utilisées pour prédire chaque objectif \mathbf{Y}_j .
- *sens* : un vecteur de taille p indiquant si l’objectif doit être maximisé (“max” par défaut) ou minimisé (“min”).
- *quantile_utility_idx* : un vecteur de p booléens indiquant si la gestion de l’incertitude doit être réalisée avec une régression sur quantile (TRUE) ou sur l’espérance de \mathbf{Y}_j (FALSE).
- *g* : une liste de contraintes où chaque élément de la liste est une fonction de \mathbf{X} renvoyant sous forme d’un vecteur, un booléen pour chaque ligne de \mathbf{X} .
- *optim_method* : soit “real_ind” pour que la recherche de compromis s’effectue uniquement avec les observations \mathbf{X} , soit “nsga” afin que l’algorithme évolutionnaire soit utilisé pour l’optimisation.
- *X_space_csrt* : un booléen indiquant si une contrainte pour vérifier l’appartenance des solutions à l’espace de décision doit être ajoutée aux autres contraintes.
- *tau* : un vecteur contenant les risques associés a chaque objectif.
- *globale_tau* : un vecteur de booléen indiquant les objectifs qui sont gérés par la méthode de risque global développée à la section 3.2.3.
- *alpha* : la probabilité pour gérer le compromis entre faux positifs et faux négatifs dans la méthode de détection d’anomalies. Plus α est proche de 1, plus le taux de faux positif est faible, et inversement.
- ... : laissant l’utilisateur la possibilité de préciser les hyper-paramètres (définis par défaut) dans la fonction NSGA.

Il est à noter que ce package permet de gérer les valeurs manquantes dans la matrice \mathbf{Y} . Les modèles étant estimés pour chaque objectif de \mathbf{Y} séparément, les observations n’ayant pas de valeur pour l’objectif j sont retirées. D’un objectif à l’autre de la matrice \mathbf{Y} , les observations utilisées pour l’estimation ne sont pas donc pas forcément les mêmes. L’argument *allowed_dependence* permet d’introduire de son côté de la flexibilité dans le choix des composantes de la variable de décision pour la modélisation des objectifs. Dans notre cas, cet argument a été utilisé pour autoriser la température de cuisson et la maturation à intégrer uniquement le modèle des indicateurs de l’analyse sensorielle et de la force de cisaillement. En revanche, le poids de carcasse n’a, par exemple, pas été prédit avec ces composantes puisque cela n’a pas de sens d’expliquer le poids de la carcasse par la température de cuisson. Cette flexibilité du choix des composantes de la variable de décision dans le modèle a nécessité de rajouter une colonne “identifiant” dans la matrice X . En effet, il est possible que la viande d’un animal ait reçu plusieurs notes de tendreté en

3315 fonction de modulation de la température de cuisson et/ou de la durée de maturation. Un
même animal peut donc avoir plusieurs observations statistiques pour modéliser la ten-
dreté. L'identifiant animal permet en conséquence de supprimer les doublons lorsque des
composantes de la variable de décision sont retirées (la température et la maturation par
exemple), pour éviter de donner un poids supérieur à certains animaux dans l'estimation
3320 du modèle.

5.1.2 ComViBo : une application web pour définir un Compromis Viande Bovine

Une interface à destination du décideur

ComViBo est une interface web qui a été créée dans le but mettre l'approche déve-
3325 loppée dans cette thèse à disposition des différents acteurs de la filière viande bovine qui
souhaitent concevoir un nouveau produit ou une nouvelle démarcation. Cette interface
est d'autant plus nécessaire que les différents décideurs ne sont pas forcément familiers
avec le logiciel R pour utiliser le package MOOVaR avec des lignes de commandes. De
plus, nous ne disposons pas de l'autorisation de diffuser les données décrites au chapitre
3330 précédent. L'application web permet donc aux décideurs d'utiliser les modèles qui sont
estimés avec ces données sans qu'un accès direct aux sources brutes ne soit nécessaire.

Le principe de l'interface est relativement simple. D'abord le décideur saisit les objectifs
qu'il vise et les contraintes qu'il souhaite imposer. Le nombre d'objectifs est au minimum
de deux puisque tout l'objet de ce travail est de créer des compromis et donc d'utiliser une
3335 optimisation multi-objectifs. Pour saisir un objectif, l'utilisateur doit d'abord sélectionner
dans un menu déroulant les indicateurs qui composeront son objectif. Ensuite une formule
permettant d'agréger les différents indicateurs sélectionnés doit être saisie de manière
valide : le nom des variables (ajoutées une fois par défaut dans la barre de texte de la
formule) ne doit pas être modifié pour que l'algorithme retrouve la colonne dans le tableau
3340 de données et la formule (opérateur de calcul, etc.) doit être lisible par le logiciel R. Pour
une somme pondérée de plusieurs indicateurs, il faudra par exemple être vigilant à ce
que le poids et l'indicateur associé soient bien séparés par le symbole "*" pour que la
formule soit valide. Si la formule n'est pas valide, le bouton pour lancer la simulation
est bloqué. Le décideur doit ensuite choisir s'il souhaite maximiser la Value-at-Risk ou
3345 l'espérance de l'objectif. En cas de choix de la méthode de la Value-at-Risk (par défaut),
le décideur doit aussi saisir le risque associé et si ce risque doit, oui ou non, être géré de
manière globale avec la méthode détaillée à la section 3.2.3. Au demeurant, le niveau de
risque des objectifs gérés par la méthode du risque global est automatiquement ajusté

lorsque le décideur modifie la valeur de l'un d'eux. Le décideur peut saisir autant de
3350 contraintes qu'il le souhaite. Pour cela, il suffit de choisir une composante de la variable
de décision (âge, sexe, type de race, etc.), d'y associer un opérateur ("in"/"not in" dans le
cas d'une composante qualitative, et ">"/"<" dans le cas contraire) puis une valeur. Par
exemple, pour saisir la contrainte "l'âge de l'animal optimal doit être inférieur à 24 mois",
l'utilisateur devra saisir : "âge plafond", ">", "24" dans les trois champs correspondants.

3355 Lorsque les objectifs et les éventuelles contraintes sont dûment remplis, l'utilisateur
peut alors presser le bouton "lancer la simulation". Les informations saisies sont alors
passées à la fonction "MOOVaR" du package du même nom. La simulation pouvant durer
plusieurs secondes, l'évolution du calcul, donnée en proportion du nombre d'étapes total et
non de la durée totale, est visualisable en temps réel en bas à droite de l'écran. L'utilisateur
3360 peut aussi annuler le calcul à tout moment pour modifier sa requête. Lorsque la simulation
est terminée, trois sorties graphiques sont disponibles pour l'utilisateur. La première est
une description des modèles avec un tableau indiquant :

- le R^2 du modèle de régression linéaire classique (même si l'utilisateur a choisi
d'optimiser l'objectif avec la VaR),
- 3365 — le nombre d'animaux ayant été utilisés pour estimer les modèles,
- la méthode de régression (VaR ou Moy),
- le risque τ (si la méthode de régression est VaR) et
- le niveau de confiance globale (si la gestion du risque est globale).

À côté de ce tableau est affichée une représentation graphique de type "heatmap" (comme à
3370 la Figure 5.1) permettant de visualiser les coefficients β du modèle linéaire, qui permettent
de comparer l'importance de chaque composante de la variable de décision dans le modèle
de chaque objectif. Les deux sorties suivantes sont interactives permettant à l'utilisateur
de reconnaître, par une couleur rouge, les points liés à celui/ceux qu'il sélectionne. La
première sortie permet au décideur de comprendre l'espace de décision qui a été utilisé.
3375 Si une association entre deux modalités de deux variables différentes n'est pas présente,
cela signifie qu'il n'y a pas d'observation pour cette association et que par conséquent
elle ne faisait pas partie de l'espace décision. Cette sortie doit permettre au décideur de
comprendre la relativité de sa solution. Si une race n'est, par exemple, pas présente dans
les solutions, c'est en vérifiant si elle disponible dans l'espace de décision que l'utilisateur
3380 peut déduire que cette race n'est optimale dans aucun des compromis trouvés ou bien si
cette race n'a pas pu être testée faute de données. La dernière sortie graphique est une
association de deux groupes de graphiques (tels que ceux présentés aux Figures 5.2, 5.3,
5.4). Les graphiques se trouvant sur la première ligne affichent l'espace des objectifs et les
lignes de graphiques suivantes affichent l'espace de décision. Sur l'espace des objectifs, les

3385 objectifs calculés pour les observations disponibles sont affichés en sombre et les compromis
trouvés par l’algorithme sont affichés en bleu. Le décideur peut alors sélectionner le/les
compromis (points bleus) de son choix et visualiser sur l’espace de décision, les valeurs
associées à chaque composante de la variable de décision.

Une application Shiny déployée sur le web

3390 Cette interface a été conçue avec le framework R Shiny. Le code de l’application est
disponible sur github : <https://github.com/alex-conanec/ComViBo>. Une attention parti-
culière a été portée à la “responsivité” de l’application, notamment pour l’affichage des
sorties graphiques, permettant au décideur d’utiliser l’application sur tout type d’écran
(smartphone, tablette, PC, etc.). L’application conçue sous la forme d’un package R, a
3395 ensuite été empaquetée avec toutes les dépendances de l’application dans un conteneur
Docker. Ce conteneur a ensuite été déployé sur un serveur de la plateforme de service
Heroku. L’application est disponible à l’adresse suivante : comvibo.conanec.com.

5.2 Illustration concrète de la recherche de compromis en viande bovine

3400 Pour illustrer de manière concrète l’approche de recherche de compromis en viande
bovine, trois scénarios ont été simulés à partir de l’application ComViBo. Afin d’expliquer
au mieux les sorties de l’application, les modèles de prédiction de chaque indicateur seront
d’abord étudiés. Chaque scénario sera ensuite détaillé afin d’analyser les différents niveaux
de performance et de qualité atteignables de chaque compromis.

3405 5.2.1 La description des modèles de prédiction permet d’identifier les antagonismes entre indicateurs

Avant d’analyser la sensibilité des modèles associés à chaque indicateur qui compose
les scénarios, la qualité de ces modèles a été étudiée avec le coefficient de détermination
(R^2). Quelques modèles expliquent au-delà de deux tiers de la variabilité des indicateurs
3410 (Tableau 5.1) : le poids vif, le poids de carcasse, les acides gras longs, les acides gras trans,
le DPA, et l’indice a^* de la couleur. Une majorité des autres modèles explique plus de
40% de la variabilité ce qui reste raisonnable. Les indicateurs issus de l’analyse sensorielle
sont assez mal prédits : 32% pour la tendreté et seulement 7% pour la saveur.

Ces différences de qualité de prédiction s’expliquent principalement par les différents

TABLE 5.1 – Coefficient de détermination (R^2) estimé pour la régression linéaire de chaque indicateur par les composantes de la variable de décision. 70% des n observations ont été utilisées pour entraîner les modèles et 30% pour estimer le R^2 de façon à éviter de sur-estimer la qualité des modèles.

	n	R^2
POIDS VIF	857	0.64
POIDS CARCASSE	1255	0.68
GMQ	1255	0.39
CONFORMATION	1074	0.41
ETAT ENGRAISSEMENT	1212	0.51
AG LONG	274	0.69
AG TOTAUX	132	0.58
AG TRANS	56	0.77
AGMI TOTAUX	166	0.53
AGPI TOTAUX	166	0.58
AGS TOTAUX	166	0.49
C20 :5n-3 (EPA)	132	0.25
C22 :5n-3 (DPA)	166	0.78
C22 :6n-3 (DHA)	135	0.27
CLA	308	0.49
LIPIDES	649	0.45
AGPI/AGMI	375	0.51
AGPI/AGS	247	0.56
C16/C18	416	0.56
C18 :2/C18 :3	274	0.59
n-6/n-3	416	0.59
APP. GLOBALE	262	0.10
FLAVEUR GLOBALE	846	0.07
JUTOSITE	868	0.37
TENDRETE GLOBALE	868	0.33
CISAILLEMENT	458	0.51
a*	740	0.69
b*	740	0.44
L*	743	0.48

3415 pouvoirs explicatifs de la variable de décision sur chaque indicateur. Les coefficients de régression β pour chaque modèle permettent de mieux comprendre cette relation (voir la Figure 5.1). Les variables explicatives et à expliquer ayant été normalisées avant l'estimation du modèle, les valeurs des coefficients β sont comparables entre elles. Les coefficients β issus des régressions quantiles (pour $\tau = 0.13$) ont aussi été représentés permettant d'aid-
3420 der l'interprétation des objectifs optimisés avec la Value-at-Risk (voir la section 5.2.2). Les grandes tendances par rapport aux modèles issus d'une régression classique sont conser-

vées, bien que la valeur absolue de certains coefficients ait légèrement diminué.

Effet du type de race

Le type de race de l'animal est une variable importante pour expliquer la plupart
3425 des modèles, car ses modalités présentent, pour de nombreux modèles, des couleurs vives
traduisant un coefficient important (en valeur absolue). Les races croisées laitier-viande
ont par exemple un impact négatif sur le GMQ, la conformation et la tendreté de la
viande. Les races à viandes produisent des carcasses plus conformées et moins grasses que
les autres races. En conséquence, le dépôt lipidique dans le muscle LT est plus faible tout
3430 comme la teneur en acide gras, ce qui s'explique sans doute par une précocité plus faible de
ces races à viande (Harper et Pethick, 2001). Ce faible dépôt lipidique est probablement
lié à une synthèse *de novo* d'acides gras inférieure à celle des autres races et ainsi un
dépôt en C16:0 et un rapport C16/C18 faibles. La forte importance de la race dans les
modèles semble indiquer que les différences génétiques entre animaux expliquent une part
3435 importante de la variabilité des indicateurs. Cette observation encourage à ajouter des
variables plus précises pour discerner la variabilité individuelle des animaux.

Effet du sexe

Le sexe des animaux a aussi une très grande importance dans l'explication des modèles
de la plupart des indicateurs. Les mâles sont par exemple associés à une croissance plus
3440 forte aboutissant à des carcasses plus lourdes. Ces dernières sont aussi moins grasses, ce
qui est cohérent avec une teneur en lipides plus importante chez les femelles que chez les
mâles. Comme pour les races, ceci s'explique principalement par une différence de pré-
cocité et donc un dépôt lipidique plus important (Harper et Pethick, 2001). Sur l'aspect
sensoriel, les femelles produisent une viande plus tendre et plus juteuse. L'explication la
3445 plus plausible est que les différences de dépôts lipidiques intramusculaires observées fa-
vorisent une qualité gustative supérieure. Il a déjà été établi que le gras intramusculaire
était génétiquement associé avec la tendreté (Marshall, 1999). Jeremiah (1996) ont ob-
servé que des génisses et taurillons ayant une viande plus persillée obtenaient une note
de tendreté supérieure que ce soit avec un jury entraîné ou non entraîné. Pour expliquer
3450 cette corrélation, les auteurs ont avancé que le gras permet de diluer les fibres musculaires
et donc diminuer la densité et la résistance au cisaillement. Il a aussi été mis en avant
dans d'autres études (Juárez *et al.*, 2012; Wood, 1990) que les cellules adipeuses en expan-
sion forcent la séparation des faisceaux musculaires et permettent d'ouvrir la structure
musculaire. Concernant la jutosité, un niveau supérieur de gras intramusculaire permet

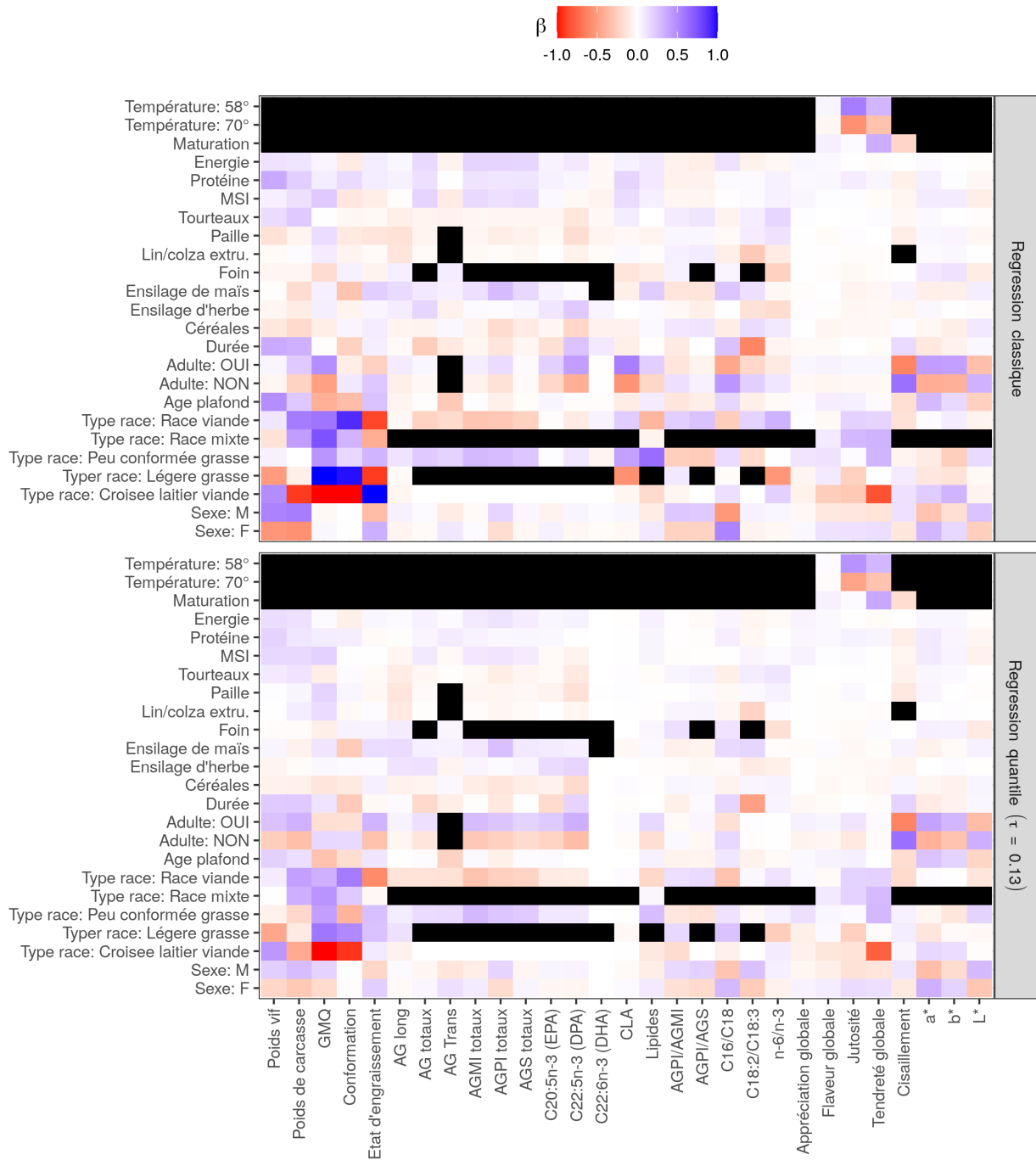


FIGURE 5.1 – Coefficients β (excepté β_0) des régressions linéaires de chaque indicateur (en abscisse) normalisé par les composantes de la variable de décision (en ordonnée) normalisées. Les valeurs de β sont codées avec un double gradient de couleur permettant de distinguer les variables fortement explicatives d'un indicateur, soit positivement (en bleu), soit négativement (en rouge). Une case noire signifie que la variable ou la modalité n'était pas présente dans le modèle.

3455 d'induire une salivation plus conséquente (Muir *et al.*, 1998). Aussi, le gras permettrait de protéger la viande de la dessiccation durant la cuisson (Juárez *et al.*, 2012).

Effet de l'âge

L'âge et la différenciation entre adultes et jeunes animaux sont aussi très explicatifs des performances zootechniques. Fort logiquement, plus les animaux sont abattus tard, plus ils sont lourds. Le GMQ semble plus important chez animaux abattus jeunes que chez ceux proches de l'âge adulte. Cette relation semble en accord avec les courbes de croissance où il a été remarqué que le gain de poids fléchit au-delà un certain seuil (qui est variable selon les animaux et les races) (Hoch *et al.*, 2004). En revanche, il est difficile de conclure sur la sensibilité du GMQ à la variable adulte, car on observe un changement de signe du coefficient entre le modèle de régression classique et le modèle de régression quantile. En moyenne les adultes ont un GMQ plus important que les jeunes bovins, mais dans cette dernière catégorie, le niveau de croissance de ceux ayant un GMQ faible (87 % des autres animaux de cette catégorie ont un GMQ supérieur) est plus important comparativement à la même observation chez la catégorie adulte. Cela est sans doute le reflet d'une plus grande hétérogénéité du GMQ chez les adultes, avec de forts GMQ extrêmes influençant davantage la moyenne que les faibles GMQ extrêmes.

Par ailleurs, les adultes, qui sont des vaches, favorisent un dépôt lipidique plus important lié à une maturité plus avancée. Cependant, il est intéressant de remarquer que les adultes diminuent fortement le rapport C16/C18, ce qui est contraire à ce qui avait été observé pour l'effet race et sexe. Ainsi, il semblerait que les animaux adultes fixent davantage de lipides, mais avec une proportion d'acides gras venant en plus grande partie de l'alimentation au détriment de la production *de novo*. Cela semble plausible puisqu'il a déjà été observé que la lipogenèse diminue avec l'âge (Whitehurst *et al.*, 1981). De par un dépôt lipidique plus important dans le muscle LT, l'âge améliore aussi la tendreté.

3480 L'âge a enfin un rôle très important sur la couleur de la viande. Plus l'animal est vieux (surtout si il est adulte), plus la viande est rouge (indice a^* élevé) et foncée (L^* faible), ce qui est en accord avec la littérature (Gagaoua *et al.*, 2018).

Effet de l'alimentation

Les valeurs nutritionnelles et surtout les différentes proportions d'aliments impactent finalement peu les modèles. Elles contribuent aux variations du profil en acides gras même s'il semble que les paramètres animaux, comme la race et le sexe, influencent davantage ce profil et la quantité totale d'acide gras présente dans les muscles. Il semblerait donc que les variations de la synthèse *de novo* impactent davantage la nature et la quantité du dépôt

de gras dans ce muscle (LT). L'ensilage d'herbe semble par exemple favoriser la teneur des
3490 acides gras EPA et DPA et ré-équilibrer le rapport en oméga 3 par rapport aux oméga 6
(Nieto et Ros, 2012). De même, l'apport de lin extrudé favorise un rapport C18:2/C18:3
plus faible. Ces relations semblent parfaitement cohérentes avec les recherches précédentes
de l'impact de l'alimentation sur le profil en acide gras (Enser *et al.*, 1999; Wood et Enser,
2017).

3495 **Effet de la durée de finition**

Plus la durée de finition est longue et plus le poids de l'animal et de sa carcasse est
important. Cela semble logique puisque le GMQ des animaux est positif durant la période
de finition, donc plus l'animal est conservé longtemps dans l'étable, plus il prend du poids.
En revanche, l'impact de la durée de finition sur le profil en acides gras est plus surprenant.
3500 La durée est notamment fortement impliquée dans la baisse du rapport C18:2/C18:3
lorsque la finition des animaux est longue. La première piste qui a été explorée pour
expliquer cette relation est qu'une durée trop courte ne permet pas de fixer les bénéfices
d'un régime enrichi en oméga 3 dans la viande, comme cela a été montré chez l'agneau (Li
et al., 2020). La seconde piste est plutôt de l'ordre statistique. La durée pourrait en effet
3505 juste être corrélée à une ration alimentaire plus équilibrée en oméga et dès lors porterait
l'information sans être une source de causalité. Pour vérifier cette hypothèse, la variable
durée a été retirée du modèle et il a été observé que le coefficient lié à l'ensilage d'herbe
a diminué (de -0.16 à -0.31) et celui de l'ensilage de maïs a augmenté (de 0.14 à 0.25).
Or l'ensilage d'herbe est connu pour apporter de manière équilibrée des oméga (Wood
3510 et Enser, 2017) quand l'ensilage de maïs est à l'inverse plutôt connu pour déséquilibrer
le rapport en faveur des oméga 6 (Voljc *et al.*, 2018). Par ailleurs, il a été observé que
les rations avec une durée courte avaient une part d'ensilage d'herbe faible voire nulle et
inversement pour les durées très longues. Ce constat peut être établi en miroir pour la
proportion de maïs. La faible variabilité de la durée et de la proportion des deux ensilages
3515 ne permet cependant pas d'établir une corrélation robuste entre ces variables. Pour valider
l'hypothèse que la durée est simplement une co-variable d'un apport oméga plus équilibré
dans la ration, il faudrait disposer d'une variabilité supérieure des durées de finition et
surtout avec des régimes équivalents ou du moins une absence totale de lien entre la durée
et la nature de la ration.

3520 **Effet des paramètres de transformation de la viande**

La température et la maturation sont des composantes de la variable de décision qui
n'ont été utilisées que dans le modèle de prédiction des indicateurs de qualité gustative :

tendreté, jutosité, flaveur, appréciation globale et force de cisaillement. Comme attendu (Brewer et Novakofski, 2008), la maturation semble attendrir la viande puisqu'elle diminue la force de cisaillement et augmente la note de tendreté attribuée par les jurés. De même une viande saignante (58°C) récolte de meilleures notes de tendreté qu'une viande cuite à point (70°C) et cette observation est encore plus marquée pour le descripteur de la jutosité. Il a déjà été montré qu'une cuisson saignante de la viande permet d'améliorer sa tendreté par rapport à une cuisson à point (Gagaoua *et al.*, 2016). L'hypothèse principale pour expliquer ce phénomène est que malgré une solubilisation du collagène à une température supérieure à 55 °C (Tornberg, 2005; Wulf *et al.*, 1996), une cuisson dépassant ce seuil de température induit une augmentation de l'élasticité de la viande qui dégrade encore plus fortement la notation de ce descripteur sensoriel (Tornberg, 2005). Il a aussi été montré qu'une température de cuisson à plus de 70 °C augmente les pertes d'eau, probablement dû à une dénaturation des protéines et une contraction des structures musculaires (Gagaoua *et al.*, 2016). La dénaturation de l'actine par l'augmentation de la température est aussi une piste pour expliquer cette perte d'eau (Aaslyng *et al.*, 2014) et ainsi la dégradation de la jutosité. L'allongement de la durée de maturation ne semble pas avoir d'effet sur la jutosité bien qu'il ait déjà été montré que cet allongement peut améliorer la capacité de rétention en eau (Campbell *et al.*, 2001).

Au-delà de l'importance de chaque composante de la variable de décision pour expliquer la variabilité de chaque indicateur, la Figure 5.1 permet aussi de visualiser les synergies et les antagonismes entre indicateurs. Par exemple un mâle favorise un poids de carcasse plus élevé (case de couleur bleue) mais diminue l'indice de couleur a^* de la viande (case de couleur rouge).

5.2.2 Trois scénarios réalistes de recherche de compromis

Trois scénarios de recherche de compromis ont été simulés à partir d'attentes réalistes d'un décideur. Pour cet exercice qui a surtout vocation à illustrer l'approche, le nombre d'objectifs par scénario a été limité à trois pour des raisons pratiques. En effet, plus le nombre d'objectifs augmente plus le nombre de coupes (objectifs représentés deux à deux) est important : $\binom{p}{2}$. De plus, augmenter le nombre d'objectifs augmente quasi systématiquement le nombre de compromis du fait que la probabilité d'être dominé sur tous les objectifs se réduit. Par conséquent, la matérialisation de certains compromis, qui se distingue parfaitement sur un plan, peut parfois être difficilement visualisable sur les autres plans de coupe. L'analyse d'une simulation avec un nombre important de compro-

mis et d'objectifs est assez ludique sur l'application de par les interactions possibles avec le graphique, mais rendre compte de ces résultats sur format papier est compliqué.

Le choix des objectifs de chaque scénario s'est uniquement porté sur les indicateurs seuls. En effet, il aurait été possible de combiner ces indicateurs pour créer des fonctions objectifs dépendantes de plusieurs indicateurs chacune. Cependant, il aurait fallu donner une description des coefficients β comme cela a déjà été fait pour les indicateurs seuls (voir la Figure 5.1). Le choix des objectifs a été guidé par la qualité de prédiction des modèles et afin de mettre en évidence des antagonismes. Aucune contrainte particulière sur la variable de décision n'a été ajoutée, malgré l'existence de cette possibilité, pour rester sur des scénarios pas trop complexes.

Pour le choix de la gestion du risque, la règle est restée constante entre les trois scénarios pour ne pas multiplier les facteurs de variation. Lorsqu'il s'agissait du GMQ ou du poids, il a été considéré que ce que recherche le décideur c'est d'obtenir en moyenne un bon indicateur, d'où l'utilisation d'une régression classique sur ces descripteurs. Pour optimiser les autres objectifs, la Value-at-Risk a été utilisée avec la méthode de confiance globale détaillée à la section 3.2.3. Le niveau de confiance globale cible était de 75% assurant que la valeur de tous les objectifs optimisés avec un modèle quantile soit supérieure ou égale (inférieur ou égale en cas de minimisation de l'objectif) à la valeur promise par la simulation trois fois sur quatre dans la réalité.

Pour décrire chaque scénario, la sortie graphique de l'application utilisée est celle représentant l'espace des objectifs, en trois coupes, permettant de visualiser les indicateurs de l'ensemble des animaux utilisés dans le modèle et les compromis trouvés qui ont été colorés. Ce code couleur permet ensuite d'observer la réalisation de la variable de décision liée à chaque compromis (ou groupe de compromis très similaires).

Scénario 1 : Compromis entre Tendreté, GMQ et C18:2/C18:3

Dans le premier scénario, le but était d'obtenir un compromis qui permette de maximiser la tendreté (attente importante de la part des consommateurs, voir section 1.1.1) et le GMQ (indicateur classique pour évaluer la performance des animaux) tout en minimisant le rapport C18:2/C18:3. Il aurait pu être choisi pour ce dernier objectif de minimiser l'écart à un rapport cible (5 est la valeur de référence par exemple, voir section 1.1.1), mais ce rapport est fréquemment déséquilibré sur l'ensemble de l'apport alimentaire quotidien des occidentaux (Simopoulos, 1999), un rapport plus faible pourrait ainsi permettre un ré-équilibrage. Quatre groupes de compromis résultent de cette simulation (Figure 5.2) :

- le point rose promet une note de tendreté supérieure à 4,2, un rapport C18:2/C18:3 inférieur à 4,9 et un GMQ moyen autour 1028 g/j,

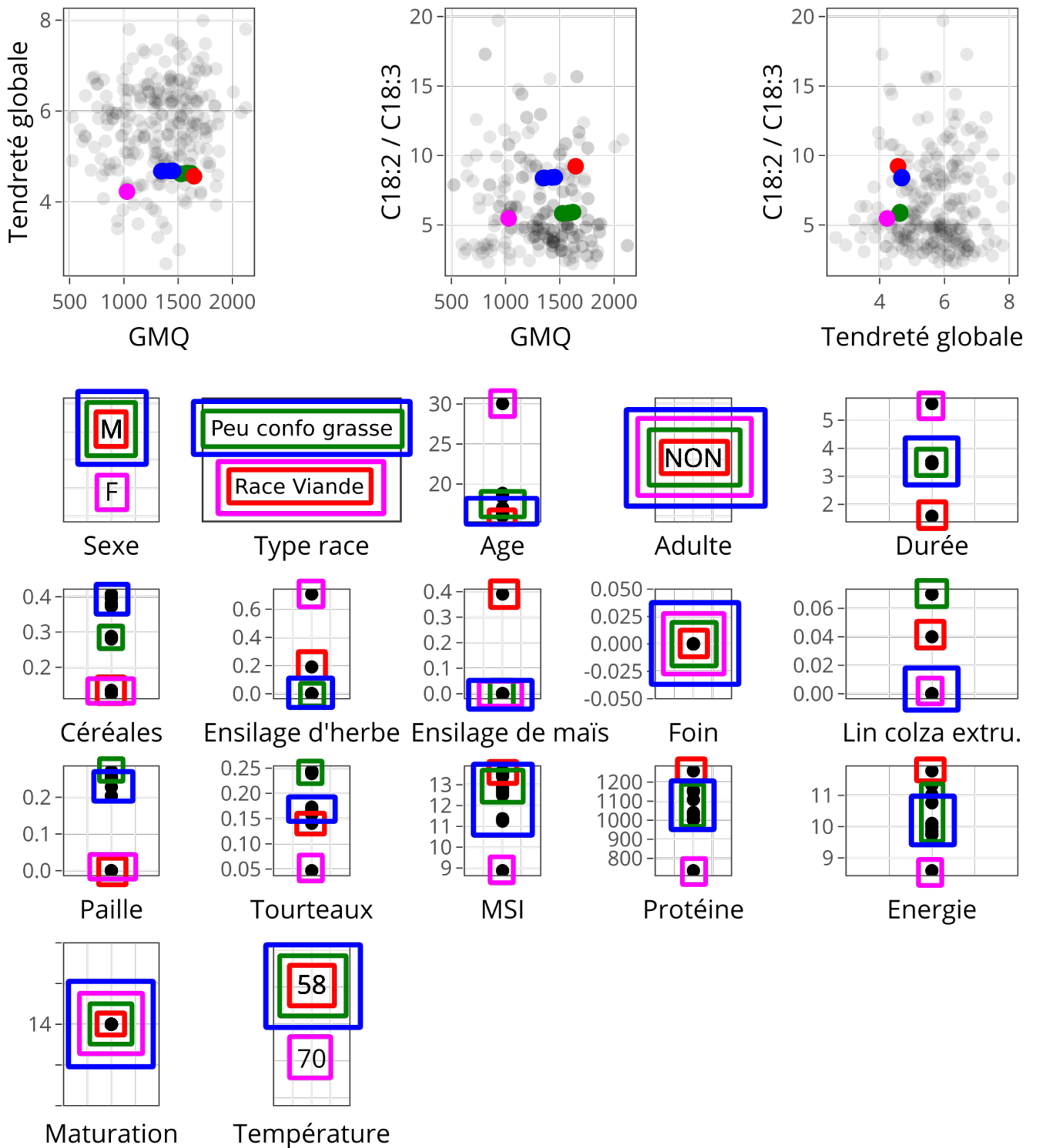


FIGURE 5.2 – Compromis du scénario 1.

- le groupe vert obtient pour la note de tendreté 4,6, pour le rapport C18:2/C18:3 5,2 et un GMQ de 1627 g/j,
- le compromis bleu obtient une tendreté d’au moins 4,7, un rapport C18:2/C18:3 de 8,13 et un GMQ de 1482 g/j,
- le point rouge obtient enfin une tendreté d’au moins 4,5, un rapport C18:2/C18:3 de 9,2 et un GMQ de 1646 g/j.

3595

3600

3605

3610

3615

Le meilleur compromis sur le critère de la tendreté obtient une note de 4,7 ce qui est relativement faible compte tenu de la variabilité observée de cet indicateur (notes comprises entre 2 et 8). Cela s’explique par deux éléments. D’abord, pour atteindre le niveau de confiance globale de 75%, le risque associé au quantile du modèle de régression de la tendreté est de 0.135. Or d’après le coefficient de détermination du modèle de cet indicateur ($R^2 = 0.32$), l’erreur résiduelle est importante. Dès lors, le modèle de régression quantile est obligé de prédire des notes de tendreté faibles pour s’assurer dans 86,5% des cas que la tendreté soit effectivement supérieure à la valeur prédite. D’un point de vue relatif, la meilleure tendreté est obtenue avec les compromis vert, bleu et rouge principalement grâce à une température à 58°C. Le compromis rose obtient une note de tendreté dégradée malgré le fait que ce soit une femelle qui, d’après le modèle (Figure 5.1), contribue dans une moindre mesure à augmenter la tendreté de la viande. Cependant, la deuxième sortie graphique (non affichée ici) produite par l’application permettant de visualiser les solutions testées, montre que les seules femelles dont la viande avait été cuite à 58 °C ont subi une maturation de seulement 12 jours. C’est pourquoi ces femelles ont des valeurs de tendreté inférieures aux mâles, car la maturation a une importance plus forte dans le modèle de la tendreté que le sexe de l’animal. Par ailleurs, les animaux dont la viande a été maturée plus de 14 jours ne sont pas dans ce scénario, car l’expérimentation QV18, la seule ayant testé cette modalité, n’avait pas mesuré l’indicateur C18:2/C18:3 qui a provoqué la suppression de ses observations avec l’ajout de cet objectif.

3620

Le sexe est le facteur le plus important pour expliquer le GMQ, puisque le compromis rose se distingue très clairement des trois autres sur ce point. Le compromis rouge se distingue du vert et du bleu sur le type de race. Une race à viande semble avoir un meilleur GMQ d’après le modèle qu’une race de type peu conformée et grasse comme l’Angus et la Charolais-Friesian. De plus, le compromis rouge est plus jeune a un ingéré supérieur ou égal aux deux autres ce qui lui permet d’atteindre le meilleur GMQ.

3625

Pour atteindre un rapport C18:2/C18:3 relativement bas, il est préférable d’utiliser des femelles ou de compléter la ration des animaux avec du lin. Cependant, le compromis rouge, qui est également complétement en lin extrudé obtient un rapport dégradé de par une durée de finition très courte (seulement un mois et demi). Or dans le modèle, plus la

durée est longue, plus le rapport C18:2/C18:3 se réduit.

Enfin, il est important de noter que dans ce scénario et avec les données actuellement disponibles dans la base, il n'y a pas d'antagonisme entre la tendreté et le GMQ puisque les faibles notes de tendreté sont obtenues avec les faibles GMQ et vice-versa. Un léger antagonisme entre GMQ et le rapport C18:2/C18:3 est perceptible puisque le point rouge permettant de maximiser le GMQ dégrade complètement le rapport des omégas et le compromis rose qui permet de minimiser ce rapport a le GMQ le plus faible par rapport aux autres compromis. Par ailleurs, le compromis vert semble être très raisonnable puisqu'il n'est jamais loin du compromis maximal sur chacun des trois objectifs.

Scénario 2 : Compromis entre poids de carcasse, force de cisaillement et a*

Dans ce second scénario, le but était d'obtenir un compromis qui permette de maximiser le poids de carcasse (l'éleveur étant rémunéré proportionnellement à cet indicateur) et l'indice a* de la couleur (les français préfèrent une viande rouge vif (Interbev, 2006)) tout en minimisant la force de cisaillement de la viande (sélectionnant ainsi une viande tendre). Trois groupes de compromis résultent de cette simulation (Figure 5.2) :

- le compromis rouge prédit un poids de carcasse moyen entre 411 et 433 kg, un indice a* supérieur à 22 et une force de cisaillement inférieure à 3N,
- le point vert promet un poids moyen 437 un indice a* supérieur à 14 et une force de cisaillement inférieure à 3,9N,
- le compromis bleu prédit enfin un poids de carcasse moyen entre 440 et 465 kg, un indice a* supérieur à 10 et une force de cisaillement inférieure à 4,7N.

Pour minimiser la force de cisaillement, il faut sélectionner le compromis rouge qui se distingue principalement sur le fait que ce soit des femelles et surtout des adultes : en d'autres termes des vaches. Sans surprise les durées de maturation inférieures à 14 jours n'ont pas été sélectionnées, car la maturation est corrélée négativement avec la force de cisaillement. Cependant, la viande maturée 21 jours ne permet pas d'obtenir une force de cisaillement plus faible, car les seuls animaux dont la viande a été maturée durant cette période de trois semaines sont des jeunes animaux. Il semblerait donc qu'une semaine de maturation de plus ne compense pas la tendreté de viande supérieure acquise par une vache.

De même pour la couleur, les vaches (femelle et adulte) semblent permettre de maximiser l'indice a* et ainsi d'obtenir une viande très rouge.

Le poids de carcasse est lui maximisé avec le compromis bleu qui se distingue clairement du rouge par le sexe qui explique une partie importante de cet indicateur. Les jeunes bovins bleus sont aussi plus lourds que le compromis vert, car ils ont été abattus plus tard (âge

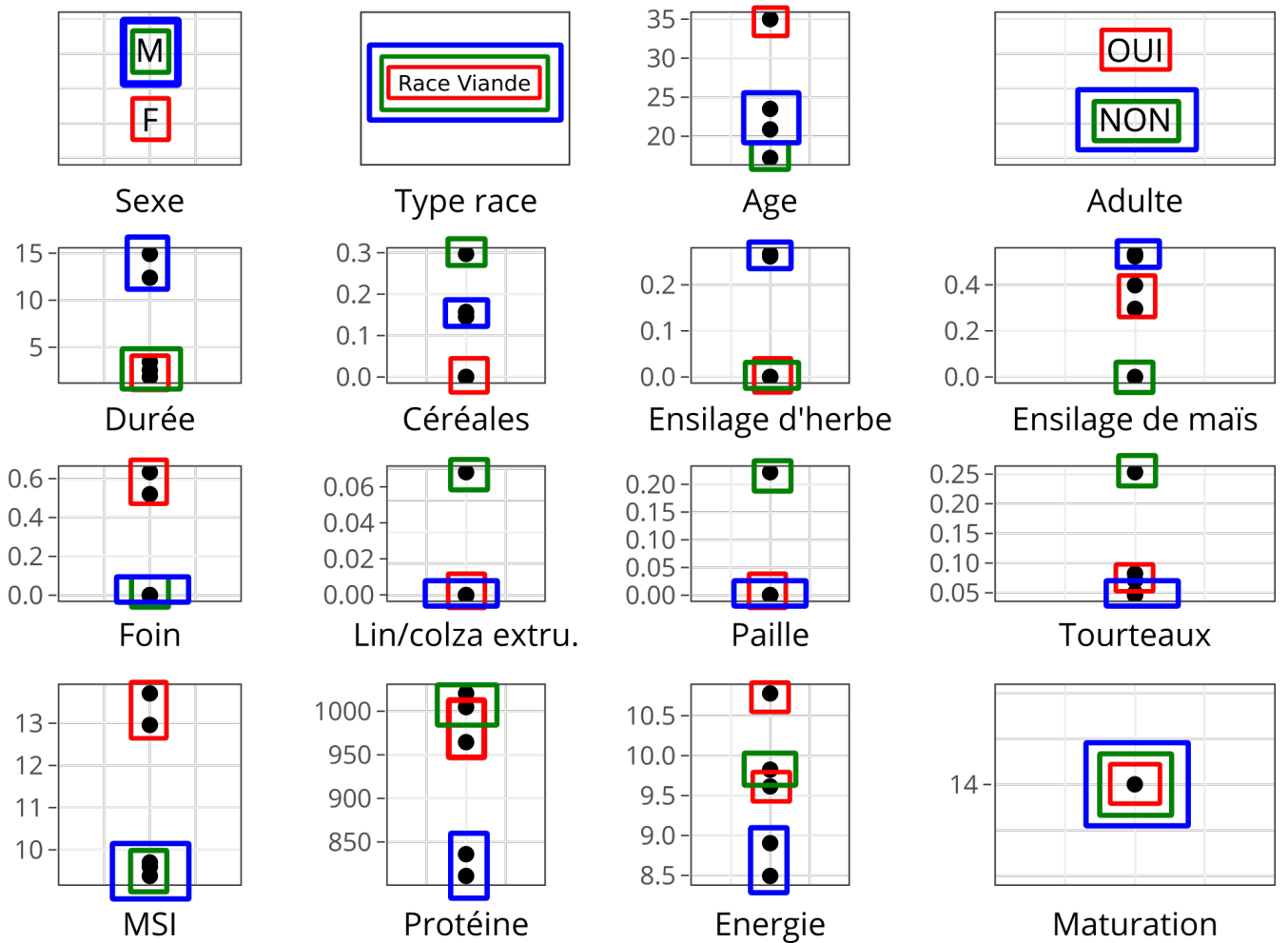
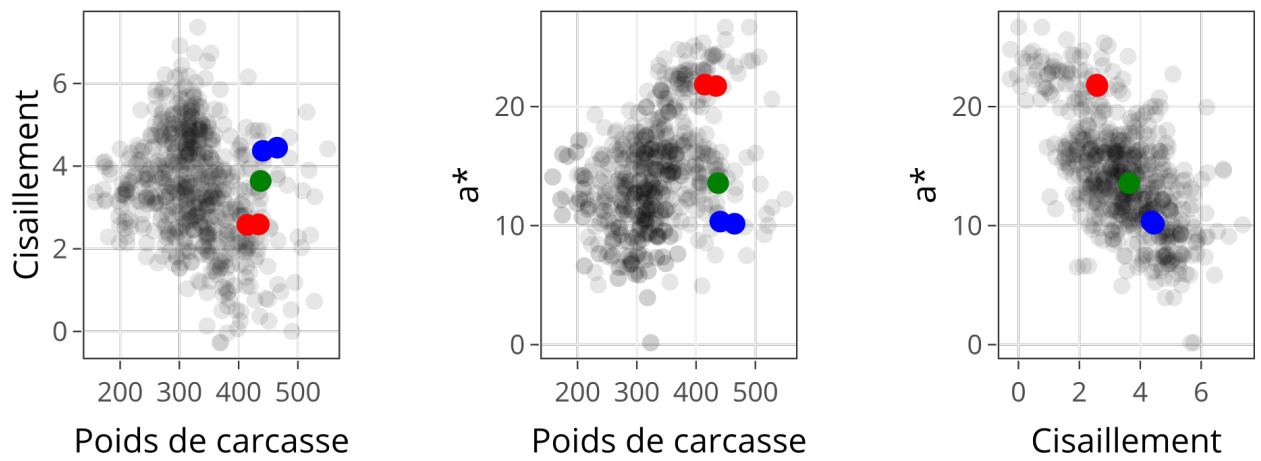


FIGURE 5.3 – Compromis du scénario 2.

supérieur) et après une finition plus longue.

3665 Dans ce scénario, il est très clair que le décideur doit choisir entre des animaux lourds et une viande qui est à la fois rouge et tendre. Les valeurs absolues promises par les compromis pour chaque indicateur semblent raisonnablement proches du maximum de ces derniers. Cela traduit une bonne capacité de la variable de décision à piloter ces trois objectifs.

Scénario 3 : Compromis entre tendreté, jutosité et le rapport C16/C18

3670 Dans ce dernier scénario, le but était de maximiser les notes de tendreté et de jutosité tout en minimisant le rapport C16/C18. Il a en effet été rappelé, dans la section 1.1.1, qu'un rapport élevé favorisait le cholestérol LDL au détriment du HDL. De par des antagonismes différents, le nombre de compromis est ici plus élevé. Cela illustre la déclaration en préambule de cette partie affirmant que plus le nombre d'objectifs augmente
3675 (et donc plus les sources d'antagonismes sont potentiellement différentes), plus le nombre de compromis est élevé (et difficile à décrire sur papier). La tendreté obtient une note de 4,9 et 5,25 respectivement pour les compromis rouge et vert, et entre 4,25 et 4,8 pour les autres couleurs. Trois niveaux de jutosité sont observés avec les compromis rouge et vert qui obtiennent entre 3,4 et 3,6, les compromis bleu foncé, marron et rose qui obtiennent
3680 environ 4,3 et le bleu clair qui maximise ce critère avec une note de 4,8.

Entre les deux groupes de compromis (rouge et vert versus le reste), la différence réside dans la durée de maturation et la température de cuisson. Ce troisième scénario permet donc d'apporter une réponse au premier, qui n'avait pas pu tester la maturation de la viande durant 21 jours. La tendreté est en effet très sensible à cette variable, plus qu'à
3685 la température de toute évidence. Ce constat est cependant l'inverse pour la jutosité, qui favorise plutôt une viande maturée moins longtemps, mais avec une température de cuisson à 58°C. Il est même intéressant de noter que c'est une viande maturée seulement 12 jours qui est la plus juteuse de par le fait que ce soit une vache (femelle et adulte). Un premier antagonisme entre tendreté et jutosité peut donc s'observer sur la base de
3690 ces paramètres de cuisson et de conservation de la viande. Il semble toutefois nécessaire de faire remarquer que la corrélation entre jutosité et tendreté est très forte et positive (comme cela est observable sur le nuage de points en haut à gauche de la Figure 5.4), et qu'il "suffirait" de cuire la viande maturée à 21 jours à une température plus basse pour que cette nouvelle observation surclasse probablement l'ensemble des compromis décrits
3695 à l'instant.

Les compromis qui minimisent le rapport C16/C18 sont les compromis bleu et marron. Ces deux compromis sont des mâles n'ayant pas eu d'ensilage de maïs, qui sont les deux

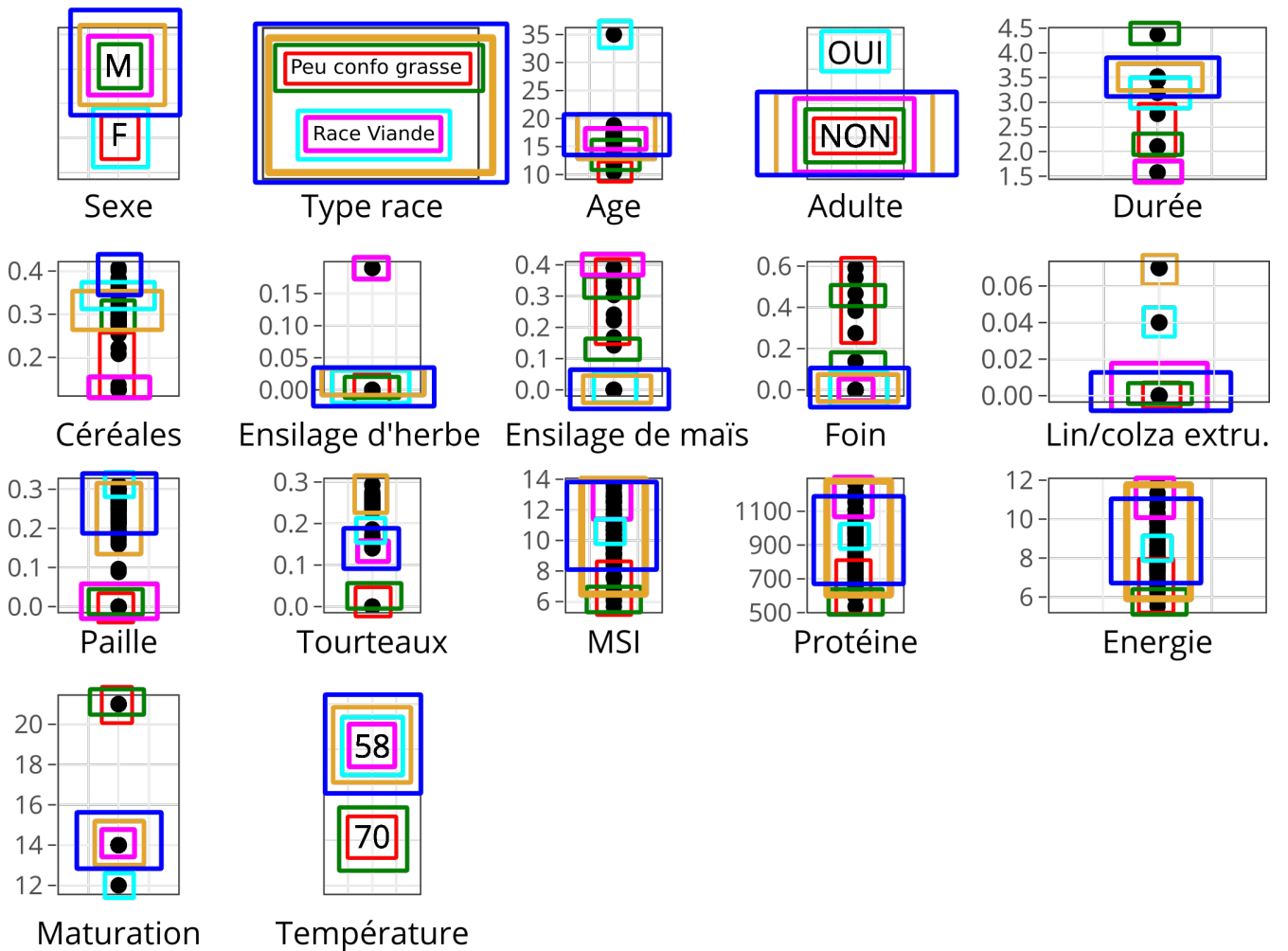
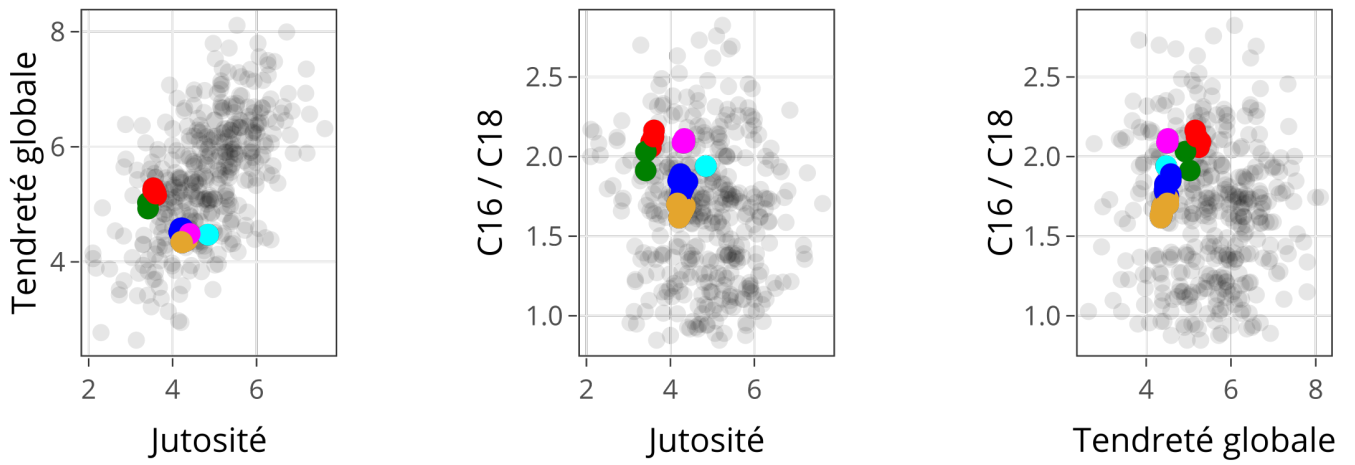


FIGURE 5.4 – Compromis du scénario 3.

principaux facteurs pour expliquer la variabilité de ce rapport. On note que le compromis marron se distingue du bleu par un apport de lin qui malgré un faible coefficient dans le modèle semble expliquer la différence entre les deux compromis. Le compromis bleu ciel, 3700 malgré le fait que ce soit une femelle, a un rapport C16/C18 plus faible que le violet et est au même niveau que le vert. Cela s'explique par le fait qu'il s'agisse d'une vache et donc d'un adulte qui semble aussi contribuer à réduire ce rapport.

La gestion du risque étant la Value-at-Risk pour l'ensemble des trois objectifs, le risque 3705 associé à chaque quantile est ici plus faible que pour les précédents scénarios : $\tau = 0.12$ pour la jutosité et la tendreté, et $\tau = 0.10$ pour le rapport C16/C18. Comme dans le scénario 1, les notes promises pour la tendreté et pour la jutosité sont relativement éloignées de la note maximale de ces deux indicateurs. Comme dans le premier scénario, cela s'explique par une erreur résiduelle élevée associée à une gestion du risque avec un τ très 3710 bas.

Ce chapitre a d'abord permis de présenter l'implémentation de l'approche dans un package R ainsi que l'application web qui a été développée pour mettre l'outil à disposition des décideurs de la filière viande bovine. Le package est 3715 fonctionnel pour notre application, mais nécessiterait un travail supplémentaire pour généraliser certaines fonctionnalités comme la gestion des doublons avec une externalisation des identifiants en dehors de la matrice X. Les modèles produits avec la régression linéaire pénalisée (classique ou quantile) ont permis dans un premier temps d'étudier la sensibilité des indicateurs aux différents facteurs de variation de la conduite de l'animal. Le sexe, la race et 3720 l'âge de l'animal ont une grande influence sur les performances zootechniques des animaux, le profil en acides gras et la couleur de la viande. La contribution de l'alimentation dans les modèles est importante essentiellement pour les indicateurs du profil en acides gras. La qualité gustative de la viande est 3725 principalement influencée par les paramètres de transformation de la viande : la maturation et la température de cuisson. Les animaux abattus plus vieux permettent également d'obtenir une viande plus tendre d'après l'indicateur de force de cisaillement. Dans un second temps, les modèles ont également permis de mettre en lumière des relations d'antagonisme entre les indicateurs par une 3730 sensibilité différente de ces derniers aux différentes composantes de la variable de décision. Grâce à l'application ComViBo, les trois scénarios étudiés ont permis d'illustrer certains de ces antagonismes. Il a par exemple été montré que le choix du sexe et de l'alimentation (supplémentation en lin extrudé) permet

d'arbitrer le compromis entre GMQ et le rapport C18:2/C18:3. Le choix du
3735 type d'animal permet aussi d'arbitrer le compromis entre poids de carcasse
et l'intensité de rouge de la viande (a^*) ainsi qu'entre poids de carcasse et
tendreté. Enfin, le dernier scénario met en avant la plus grande influence de
la maturation sur la tendreté que la température de cuisson. Le constat in-
verse pour la jutosité crée un léger antagonisme entre ces deux indicateurs
3740 de qualité sensorielle malgré une forte corrélation positive entre les deux. Les
sorties de l'application permettent de comprendre concrètement comment la
différence de sensibilité à la variable de décision crée des antagonismes entre
les indicateurs de qualité. Néanmoins, le résultat de ces simulations est limité
par le fait que la diversité des combinaisons testées est parfois insuffisante.

3745 Bibliographie

- Aaslyng, M., Meinert, L., Bejerholm, C. et Warner, R. (2014). Sensory assessment of
meat, *Encyclopedia of meat sciences (2nd ed.)*, Academic Press, Oxford, pp. 272–279.
- Brewer, S. et Novakofski, J. (2008). Consumer sensory evaluations of aging effects on beef
quality, *Journal of Food Science* **73**(1) : S78–S82.
- 3750 Campbell, R. E., Hunt, M. C., Levis, P. et Chambers Iv, E. (2001). Dry-aging effects on
palatability of beef longissimus muscle, *Journal of Food Science* **66**(2) : 196–199.
- Enser, M., Scollan, N. D., Choi, N. J., Kurt, E., Hallett, K. et Wood, J. D. (1999). Effect
of dietary lipid on the content of conjugated linoleic acid (CLA) in beef muscle, *Animal
Science* **69**(1) : 143–146.
- 3755 Gagaoua, M., Micol, D., Picard, B., Terlouw, C. E., Moloney, A. P., Juin, H., Meteau, K.,
Scollan, N., Richardson, I. et Hocquette, J.-F. (2016). Inter-laboratory assessment by
trained panelists from France and the United Kingdom of beef cooked at two different
end-point temperatures, *Meat science* **122** : 90–96.
- Gagaoua, M., Picard, B. et Monteils, V. (2018). Associations among animal, carcass,
3760 muscle characteristics, and fresh meat color traits in Charolais cattle, *Meat science*
140 : 145–156.
- Harper, G. S. et Pethick, D. W. (2001). The physiology of marbling : what is it, and why
does it develop.

- 3765 Hoch, T., Pradel, P. et Agabriel, J. (2004). Modélisation de la croissance de bovins :
évolution des modèles et applications.
- Interbev (2006). Le point sur... la couleur de la viande bovine, *Technical report*.
URL: [http://www.interbev.asso.fr/Interbev/homepage.nsf/35EFECE0D8EEC50AC12571DC0031B719/\\$file/couleur_v viande_bovine.pdf](http://www.interbev.asso.fr/Interbev/homepage.nsf/35EFECE0D8EEC50AC12571DC0031B719/$file/couleur_v viande_bovine.pdf)
- 3770 Jeremiah, L. E. (1996). The influence of subcutaneous fat thickness and marbling on beef :
Palatability and consumer acceptability, *Food Research International* **29**(5-6) : 513–520.
- Juárez, M., Aldai, N., López-Campos, , Dugan, M. E. R., Uttaro, B. et Aalhus, J. L.
(2012). Beef texture and juiciness, *Handbook of meat and meat processing* **9** : 177–206.
- 3775 Li, F., Zhang, Z., Li, X., Zhu, B., Guo, L., Li, F. et Weng, X. (2020). Effect of duration
of linseed diet supplementation before slaughter on the performances, meat fatty acid
composition and rumen bacterial community of fattening lambs, *Animal Feed Science
and Technology* **263** : 114457.
- Marshall, D. M. (1999). Genetics of meat quality., *The genetics of cattle*. pp. 605–636.
- 3780 Muir, P. D., Deaker, J. M. et Bown, M. D. (1998). Effects of forage-and grain-based
feeding systems on beef quality : A review, *New Zealand journal of agricultural research*
41(4) : 623–635.
- Nieto, G. et Ros, G. (2012). Modification of fatty acid composition in meat through
diet : effect on lipid peroxidation and relationship to nutritional quality—a review,
Lipid Peroxidation **12** : 239–258.
- 3785 Simopoulos, A. P. (1999). Essential fatty acids in health and chronic disease, *The Ame-
rican journal of clinical nutrition* **70**(3) : 560s–569s.
- Tornberg, E. V. A. (2005). Effects of heat on meat proteins—Implications on structure
and quality of meat products, *Meat science* **70**(3) : 493–508.
- Voljc, M., Levart, A., Cepon, M. et Silvester, (2018). The effect of production systems
on beef fatty acid composition, *Acta agriculturae Slovenica* **112**(1) : 43–49.
- 3790 Whitehurst, G. B., Beitz, D. C., Cianzio, D. et Topel, D. G. (1981). Fatty acid synthesis
from lactate in growing cattle, *The Journal of nutrition* **111**(8) : 1454–1461.
- Wood, J. D. (1990). Consequences for meat quality of reducing carcass fatness., *Conse-
quences for meat quality of reducing carcass fatness*. pp. 344–397.

3795 Wood, J. D. et Enser, M. (2017). Manipulating the fatty acid composition of meat to improve nutritional value and meat quality, *New aspects of meat quality* pp. 501–535.

Wulf, D. M., Morgan, J. B., Tatum, J. D. et Smith, G. C. (1996). Effects of animal age, marbling score, calpastatin activity, subprimal cut, calcium injection, and degree of doneness on the palatability of steaks from Limousin steers, *Journal of Animal Science* **74**(3) : 569–576.

3800 Conclusion & perspectives

Le développement d'un outil *ad hoc* pour gérer les compromis en viande bovine est une approche nouvelle et originale. D'abord parce que celle-ci consiste avant tout à placer au coeur des modèles de prédiction les leviers sur lesquels l'éleveur et les transformateurs de la viande peuvent jouer en excluant les indicateurs intermédiaires non pilotables comme le pH ou le persillé. Ensuite parce que l'angle pour traiter les compromis se focalise sur la différence de contribution de la variable de décision sur les indicateurs et non simplement sur les corrélations entre les indicateurs eux-mêmes. En ce sens, la notion de compromis permet d'exprimer un choix entre plusieurs produits alternatifs qui se distinguent à la fois par la valeur atteinte sur chaque objectif, mais aussi par une conduite de la production différente. Pour mettre en place cette philosophie du compromis en viande bovine, des outils mathématiques robustes ont été mobilisés. D'abord, la revue des techniques d'optimisation multi-objectifs a permis de choisir le rapport de dominance de Pareto pour statuer sur la définition d'un compromis. Ensuite, malgré le choix classique d'un modèle linéaire pour prédire les objectifs à partir de la variable de décision, une réflexion importante a été menée sur la gestion de l'incertitude et ce que cette gestion peut apporter dans la prise de décision. La possibilité d'utiliser la Value at Risk pour maximiser les objectifs permet en effet d'assurer au décideur que la valeur optimale promise par la solution-compromis sera atteinte de manière contrôlée. Un travail a été réalisé pour étendre cette approche à la méthode multi-objectifs et ainsi définir un niveau de confiance globale.

Un travail conséquent a aussi été mené pour constituer une base de données permettant d'alimenter l'approche mise en place pour répondre à cette demande de gestion des compromis. Plus de 1200 animaux issus de 18 expérimentations européennes ont été insérés dans une base de données permettant d'extraire 29 indicateurs de qualité et de performance et une variable de décision composée de 17 leviers. L'étude de la sensibilité des modèles de prédiction, estimés à partir de ces données, a permis de comprendre quels facteurs influencent les variations de chaque indicateur mais aussi d'identifier des antagonismes entre les indicateurs. Enfin les scénarios ont permis d'illustrer l'application de l'outil sur des demandes de terrain qui aurait pu émaner d'un décideur. Bien que l'outil et l'approche globale répondent aux objectifs qui étaient fixés, ce travail ouvre de nombreuses perspectives pour améliorer l'outil, mais aussi pour développer de nouvelles applications.

D'un point de vue pratique, l'impossibilité d'avoir pu utiliser les algorithmes génétiques pour explorer des compromis autour des observations réelles collectées génère une certaine frustration. Cependant, les raisons qui ont poussé à la prudence sont justifiées. En effet, le respect de la contrainte d'appartenance au voisinage d'observations existantes est primor-

3835 dial pour s'assurer de la faisabilité de la solution sur le terrain. De plus, il serait dangereux
d'extrapoler les modèles au-delà des combinaisons qui ont été observées. Comme reporté
à la fin du chapitre 3, les méthodes de détection d'anomalie ne parviennent pas à passer
à l'échelle lorsque la dimension augmente. Trois pistes de travail ont été identifiées pour
résoudre ce problème. La première consisterait à développer une nouvelle méthode de
3840 détection d'anomalie hybride, en combinant la force des différents algorithmes pour amé-
liorer la détection. Cette solution permettrait sans doute de passer à l'échelle au point de
vue computationnel, mais elle se heurterait encore à la dispersion des données dans un es-
pace de grande dimension. Une seconde approche serait d'utiliser un modèle de krigeage
pour prédire l'incertitude liée à un nouvel individu créé par les opérateurs génétiques.
3845 On pourrait alors imaginer rajouter la variance prédite par le krigeage comme un nou-
vel objectif à minimiser et ainsi converger vers des solutions plausibles et performantes.
La dernière piste envisagée serait de sortir d'une approche entièrement "apprentissage" et
d'ajouter manuellement des règles pour s'assurer de la faisabilité des solutions. Cette piste
semble réaliste à petite échelle, mais demande une très bonne connaissance des données et
3850 des pratiques sur le terrain. De plus, lorsque le nombre de variables augmente, les combi-
naisons explosent et il devient ainsi extrêmement complexe et lourd de fixer un ensemble
de règles comprenant toutes les interactions. Cette stratégie pourrait donc s'accompagner
d'un renforcement de la base de données, avec l'ajout d'autres expérimentations ayant
testé des pratiques différentes, afin d'obtenir une répartition plus homogène des données
3855 et limiter les "trous" dans l'espace de décision aux strictes solutions irréalistes.

Le renforcement de la base de données est un enjeu au-delà de la réduction de la dif-
ficulté à faire respecter la contrainte d'appartenance de la solution à l'espace de décision.
L'augmentation du nombre d'observations doit permettre d'améliorer la qualité d'esti-
mation des modèles. La diversité des conduites est parfois très faible. Par exemple, la
3860 proportion de chaque aliment est la plupart du temps bridée par le nombre d'expérimen-
tations qui ont défini ces proportions initialement pour l'ensemble des animaux. Sur ce
point, l'ajout de données issues des élevages serait un grand atout. En effet, les modalités
de finition des animaux pourraient varier davantage, notamment grâce aux différences de
stratégie alimentaire entre les exploitations. Cela pose néanmoins la question de la collecte
3865 de données fiables concernant la conduite des animaux. Cependant, la multiplication des
capteurs et des outils d'alimentation de précision comme le distributeur automatique de
concentré (DAC) peuvent répondre à cette problématique. Néanmoins, la mise en place
de tels outils au sein des élevages allaitants semble plus lente que dans les élevages lai-
tiers de par des moyens financiers plus réduits et un intérêt économique à piloter très
3870 finement l'alimentation des animaux moindre (Allain *et al.*, 2014). Il a aussi été montré

que la variabilité individuelle des animaux était encore importante et cette information échappe aux modèles de prédictions des indicateurs. L'ajout de nouvelles variables génétiques, comme la valeur des différents index du taureau choisi pour l'insémination, dans la variable de décision pourrait contribuer à réduire cette variabilité inexplicée. Le développement de nouveaux outils de génomique (Le Roy *et al.*, 2019) et de biomarqueurs (Guillemain *et al.*, 2018) peuvent aussi participer à la caractérisation plus fine du profil des animaux. Augmenter le nombre d'animaux candidats pour rentrer dans la base ne suffit pas, puisque les carcasses et les muscles de ces derniers doivent ensuite être évalués sur les différents indicateurs de qualité. Le développement de solutions de mesure en routine et à l'abattoir serait donc primordial pour collecter des indicateurs de qualité de la viande sur ces animaux. Les nombreux travaux sur la spectroscopie de proche infrarouge vont dans le bon sens, car pourront peut-être permettre à l'avenir de prédire en routine certains acides gras, la teneur en lipides des muscles et pourquoi pas la tendreté (Chapman *et al.*, 2020). Enfin, ajouter des données issues des exploitations permettrait de travailler sur des observations récentes, car il est important de constater que les modèles ont été estimés sur des animaux qui ont, dans certains cas, été abattus il y a 20 ans. L'évolution des races et des animaux pendant ce laps de temps est donc absente des observations qui ont pu être faites dans ce rapport. Pour terminer, la base de données pourrait aussi être incrémentée avec de nouveaux indicateurs plus proches des préoccupations actuelles des éleveurs, des consommateurs et des citoyens (Hocquette *et al.*, 2018). Ainsi, des références économiques pourraient être ajoutées pour maximiser le profit de l'éleveur en prenant en compte la nature de la ration utilisée et le classement de l'animal modélisé. Des indicateurs environnementaux pourraient aussi être optimisés comme les rejets de méthane (Shukla *et al.*, 2019) ou de nitrate dans l'environnement. Les enjeux d'autonomie protéique pourraient aussi pousser à inclure des indicateurs de non-concurrence alimentaire entre les bovins et les hommes (van Zanten *et al.*, 2016).

Une réflexion plus large sur la modélisation des leviers dans la variable de décision doit aussi être entreprise. La pratique du pâturage qui permet de répondre à de nombreux défis posés à l'élevage par exemple pourrait être ajoutée dans la variable de décision. Cependant, inclure le pâturage dans la variable de décision nécessite une réflexion sur toutes les composantes de la variable de décision elle-même. En effet, dans la majorité des expérimentations dont nous disposons dans la base de données, l'ingéré des animaux au pâturage n'est pas disponible. L'approximation de de la quantité ingérée, de l'apport énergétique et protéique pourrait ainsi perturber l'estimation des modèles de par une grande incertitude sur les valeurs de ces apports. La caractérisation du pâturage dans la variable de décision pourrait néanmoins être entreprise avec une variable binaire (pâturage : oui ou non), et

s'accompagner d'autres variables caractérisant la pratique comme les espèces végétales pâturées ou la disponibilité de l'herbe. D'un autre côté, la variable de décision pourrait aussi s'orienter vers une modélisation plus fine des apports de la ration avec des valeurs nutritionnelles plus précises que les simples apports protéiques et énergétiques, avec les apports d'acides gras dans la ration par exemple. La réflexion autour des choix de modélisation doit aussi prendre en compte la colinéarité qui peut exister entre les composantes de la variable de décision. En effet, il a été observé avec la durée de finition par exemple que cette dernière portait une information sur la nature de la ration, ce qui perturbe l'estimation du modèle et peut entraîner une mauvaise interprétation des résultats et une prise de décision erronée concernant la conduite appropriée pour atteindre le compromis cible. La gestion des interactions entre les composantes de la variable de décision devrait aussi être abordée. L'utilisation de modèles plus complexes comme les réseaux de neurones pourrait permettre ce type de modélisation. De plus, cela permettrait de rajouter de la non linéarité dans le modèle et ainsi se passer des transformations, comme celle de l'âge, qui sont nécessaires pour l'utilisation de modèles linéaires. Néanmoins, ce type de modèle nécessite un nombre conséquent d'observations pour que l'estimation des paramètres soit fiable, et le risque de sur-apprentissage est important. De plus, l'étude de la sensibilité est ensuite plus complexe qu'avec des modèles linéaires permettant des sorties graphiques très simples à communiquer comme à la Figure 5.1.

Ce travail apporte une contribution à la fois méthodologique et pratique pour proposer des animaux en accord avec les attentes de demain. L'utilisation de cette approche au coeur de la stratégie de démarcation auprès des consommateurs est cependant loin d'être évidente. Un travail supplémentaire de communication autour de cette nouvelle approche de gestion du compromis en viande bovine doit donc être mené, afin de montrer que cet outil peut être une vraie plus-value pour la filière.

Bibliographie

Allain, C., Chanvallon, A., Clement, P., Guatteo, R. et Bareille, N. (2014). Élevage de précision : périmètre, applications et perspectives en élevage bovin, 21. *Rencontres Recherches Ruminants (3R)*, Institut de l'Élevage-INRA, pp. 422–p.

Chapman, J., Elbourne, A., Truong, V. K. et Cozzolino, D. (2020). Shining light into meat—a review on the recent advances in in vivo and carcass applications of near infrared spectroscopy, *International Journal of Food Science & Technology* **55**(3) : 935–941.

Guillemin, N., Miller, I., De Almeida, A. M., Picard, B., Cassar-Malek, I., Hocquette,

- 3940 J.-F., Horvatić, A., Kuleš, J., Galan, A. et Bilić, P. (2018). L'ère de la post-génomique en biologie moléculaire : la protéomique, *La revue française de la recherche en viandes et produits carnés* p. np.
- Hocquette, J.-F., Ellies-Oury, M.-P., Lherm, M., Pineau, C., Deblitz, C. et Farmer, L. (2018). Current situation and future prospects for beef production in Europe—A review, 3945 *Asian-Australasian journal of animal sciences* **31**(7) : 1017.
- Le Roy, P., Ducos, A. et Phocas, F. (2019). Quelles performances pour les animaux de demain ? Objectifs et méthodes de sélection, *INRA Prod. Anim* **32**(2) : 233–246.
- Shukla, P. R., Skea, J., Calvo Buendia, E., Masson-Delmotte, V., Pörtner, H. O., Roberts, D. C., Zhai, P., Slade, R., Connors, S. et Van Diemen, R. (2019). IPCC, 2019 : Climate 3950 Change and Land : an IPCC special report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems.
- van Zanten, H. H., Mollenhorst, H., Klootwijk, C. W., van Middelaar, C. E. et de Boer, I. J. (2016). Global food supply : land use efficiency of livestock systems, 3955 *The International Journal of Life Cycle Assessment* **21**(5) : 747–758.

Annexes

Annexe 1 : Description des effectifs des animaux par races pour chaque expérimentation

TABLE 5.2 – Effectif de chaque race et de chaque type d’animal pour chaque expérimentation. L’âge et la durée moyenne de ces sous-groupes est également fournie.

Expérimentation	Race	Type animal	n	Age	Durée
BOEUFOTRON	CHAROLAISE	JB	342	17	7.7
DATAR	AUBRAC	JB	21	19	4.7
DATAR	AUBRAC	VACHE	9	72	1.8
DATAR	CHAROLAISE	JB	21	19	5.1
DATAR	CHAROLAISE	VACHE	13	83	2.4
DATAR	LIMOUSINE	JB	21	19	4.7
DATAR	LIMOUSINE	VACHE	17	75	1.6
DATAR	SALERS	JB	21	19	4.8
DATAR	SALERS	VACHE	17	78	2.2
DRENNAN_2013	CHAROLAISE_FRIESIAN	JB	36	20	2.3
ECORNAGE	LIMOUSINE_CR	JB	2	12	9.2
ECORNAGE	LIMOUSINE_FLE	JB	14	13	9.4
ECORNAGE	LIMOUSINE_HOLSTEIN	JB	32	13	9.3
ECORNAGE	LIMOUSINE_MONBELIARDE	JB	2	13	9.5
ECORNAGE	LIMOUSINE_SIMMENTAL	JB	4	13	9.5
ECORNAGE	LIMOUSINE_TACHEE ROUGE	JB	42	13	9.3
ECORNAGE	RED HOLSTEIN_SIMMENTAL	JB	36	13	9.4
EFFIMET	CHAROLAISE	JB	34	17	7.5
EPS	CHAROLAISE	JB	31	16	1.6
LIPIVIMUS_BLONDE	BLONDE D AQUITAINE	GENISSE	30	31	3.3
LIPIVIMUS_NORMANDE	NORMANDE	VACHE	69	56	3.3
MOLONEY_2008	CHAROLAISE_FRIESIAN	JB	84	23	4.1
MOLONEY_2011	CHAROLAISE_FRIESIAN	JB	36	25	5.7
MOLONEY_2013	CHAROLAISE	GENISSE	132	30	5.6

NAT_RATIO_95	SALERS	JB	43	17	5.3
PSB	ANGUS	JB	41	17	3.5
PSB	BLONDE D AQUITAINE	JB	50	16	3.5
PSB	LIMOUSINE	JB	50	17	3.5
QV14	ANGUS	JB	20	12	3.3
QV14	BLONDE D AQUITAINE	JB	18	20	10.5
QV14	CHAROLAISE	JB	20	15	5.9
QV14	LIMOUSINE	JB	20	16	6.7
QV14	PIEMONTESE	JB	19	19	10.4
QV14	SIMMENTAL	JB	20	14	6
QV15	LIMOUSINE_TACHEE ROUGE	JB	72	24	2.1
QV16	ANGUS	GENISSE	6	15	4.8
QV16	ANGUS	JB	2	14	3.1
QV16	LIMOUSINE	GENISSE	4	14	3.8
QV16	LIMOUSINE	JB	4	14	4
QV16	LIMOUSINE_TACHEE ROUGE	GENISSE	4	14	3.1
QV16	LIMOUSINE_TACHEE ROUGE	JB	4	12	1.7
QV16	RED HOLSTEIN	GENISSE	6	16	5.5
QV16	RED HOLSTEIN	JB	2	16	5.2
QV18	ANGUS	GENISSE	12	12	2.2
QV18	ANGUS	JB	12	12	2.9
QV18	ZEBU	GENISSE	12	11	2.1
QV18	ZEBU	JB	8	11	2.1
VACHE_BOURGE	CHAROLAISE	VACHE	120	81	2.4

Annexe 2 : Illustration du bon comportement numérique de la méthode d'ajustement

Objectif de la simulation

L'objectif de cette simulation est d'illustrer le bon comportement numérique de la méthode d'ajustement. Pour ce faire, des données sont simulées conformément à l'équation (4.2). Le but est alors d'estimer les effets $\hat{\beta}_j$ à partir des données ajustées et de montrer qu'ils sont similaires aux vrais β_j simulés. L'objectif est aussi de constater que la distribution des variables Y par expérimentation est la même après ajustement.

Classe Ajustement

L'ajustement des données est réalisé grâce à la fonction `ComBat` du package `sva`, mais la classe `Ajustement` suivante permet de gérer les valeurs manquantes (ce qui n'est pas le cas dans cet exemple) et de normaliser les variables.

```
library(R6)
Ajustement <- R6Class("Ajustement", list(
  X = NULL,
  Y = NULL,
  batch = NULL,
  mask = NULL,
  Y_mean = NULL,
  Y_sd = NULL,
  Y_adjusted = NULL,
  initialize = function(X, Y, batch) {
    self$mask = (!apply(data.frame(X, Y), 2, is.na)) %>% apply(1, any)
    self$X = X[self$mask,]
    is_fac = !sapply(self$X, is.numeric)
    for (i in which(is_fac)) self$X[,i] = droplevels(self$X[,i])

    self$Y = Y[self$mask,]
    self$Y_mean = sapply(as.data.frame(self$Y), mean)
    self$Y_sd = sapply(as.data.frame(self$Y), sd)

    self$batch = batch[self$mask]
  },
  adjust = function(){
    X = model.matrix(self$X, object = ~.)[-1]
    Y = t(as.matrix(scale(self$Y)))

    Y_adjusted = sva::ComBat(dat = Y, mod = X, batch = self$batch,
                             par.prior=T, prior.plots=F)

    self$Y_adjusted = as.matrix(sweep(sweep(t(Y_adjusted), 2, self$Y_sd, "*"),
                                     2, self$Y_mean, "+"))

    invisible(self)
  },
  plot = function(Y_lab = colnames(self$Y)[1], type = "comp"){
    if (type == "comp"){
      rbind(
        data.frame(batch = self$batch, ajusted = TRUE, self$Y_adjusted),
        data.frame(batch = self$batch, ajusted = FALSE, self$Y)
      ) %>%
      ggplot() +
      geom_boxplot(aes_string(x = "batch", y = Y_lab, color = "ajusted")) +
    }
  }
})
```

```

    xlab("") +
    theme_bw() +
    theme(axis.text.x = element_text(angle = 90))
  }
}
)
)

```

Generation des données

Les données simulées pour cette illustration de la méthode d'ajustement ont été générées avec la fonction suivante. Le nombre d'observations n , le nombre d_1 et d_2 de variables X respectivement quantitatives et qualitatives devaient être saisis. Le nombre p de variables à expliquer Y doit aussi être donné, tout comme le nombre d'expérimentations à simuler. Les variables à expliquer sont ensuite générées de manière à inclure les différents effets détaillés en section 4.2.3

$$Y_{ijk} = \mu_j + X_i\beta_j + \gamma_{jk} + \delta_{jk}\epsilon_{ijk}. \quad (1)$$

```

simu_data = function(n, d1, d2, lev, p, n_expe, sd_epsilon = 0.3, delta_max = 5){

  X1 = as.data.frame(matrix(runif(n*d1, -1, 1), nrow = n, ncol = d1))
  X2 = lapply(lev, function(x){
    as.factor(sample(LETTERS[1:x], n, replace = T))
  }) %>% as.data.frame()

  X = cbind(X1, X2)
  colnames(X) = paste0("X", 1:(d1+d2))
  X_mat = model.matrix(~., X)
  beta = matrix(runif(p*(1 + d1 + sum(lev) - d2), -1, 1), ncol = p)
  rownames(beta) = colnames(X_mat)

  Y_true = X_mat%%beta

  expe = as.factor(sample(LETTERS[1:n_expe], n, replace = TRUE))
  expe_mat = model.matrix(~ ., data.frame(expe))[, -1]
  gamma = matrix(runif(p*(n_expe - 1), -2, 2), ncol = p)
  delta = matrix(runif(p*(n_expe - 1), 0, delta_max), ncol = p)
  epsilon = matrix(rnorm(n*p, sd = sd_epsilon), ncol = p)
  colnames(beta) = paste0("Y", 1:p)
  colnames(gamma) = paste0("Y", 1:p)
  colnames(delta) = paste0("Y", 1:p)
  colnames(epsilon) = paste0("Y", 1:p)

  Y = X_mat %% beta + expe_mat %% gamma + expe_mat %% delta * epsilon + epsilon

  list(X = X, Y = Y, beta = beta, expe = expe, n_expe = n_expe)
}

```

Fonction d'affichage des résultats

Cette fonction permet d'afficher la heatmap où sont représentés, par un code couleur, les effets simulés des covariables X .

```
plot_beta = function(beta, limits_legend = c(min(beta), max(beta)),
                    title){
  beta[beta==0] = NA
  df = beta %>% as.data.frame() %>% rownames_to_column("X") %>%
    gather(key = Y, value = beta, -X)
  df$X = factor(df$X, levels = rownames(beta))
  df$Y = factor(df$Y, levels = colnames(beta))

  pp = ggplot(df) +
    geom_tile(aes(x = Y, y = X, fill = beta)) +
    scale_fill_gradient2(low="red", mid = "white", high="blue",
                        midpoint = 0, na.value = 'black',
                        limits = limits_legend) +

    xlab("") +
    ylab("") +
    labs(title = title) +
    theme_bw() +
    theme(plot.title = element_text(hjust = 0.5))

  if (NCOL(beta) > 5){
    pp = pp + theme(axis.text.x = element_text(angle = 90))
  }
  pp
}
```

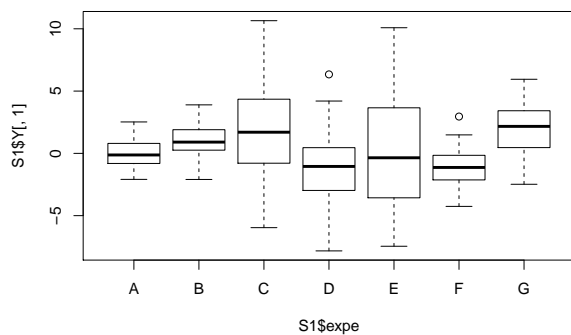
Simulations

Deux scénarios ont été générés faisant varier la variance du terme d'erreur aléatoire ϵ et l'effet aléatoire δ .

```
library(tidyverse)
library(latex2exp)
```

```
set.seed(123)
S1 = simu_data(n = 300, d1 = 5, d2 = 2, lev = c(2, 4), p = 4, n_expe = 7,
              sd_epsilon = 0.3, delta_max = 15)
```

```
boxplot(S1$Y[,1]~S1$expe)
```



```

correction = Ajustement$new(X = S1$X,
                           Y = S1$Y,
                           batch = S1$expe)
correction$adjust()

## Found 7 batches
## Adjusting for 9 covariate(s) or covariate level(s)
## Standardizing Data across genes
## Fitting L/S model and finding priors
## Finding parametric adjustments
## Adjusting the Data

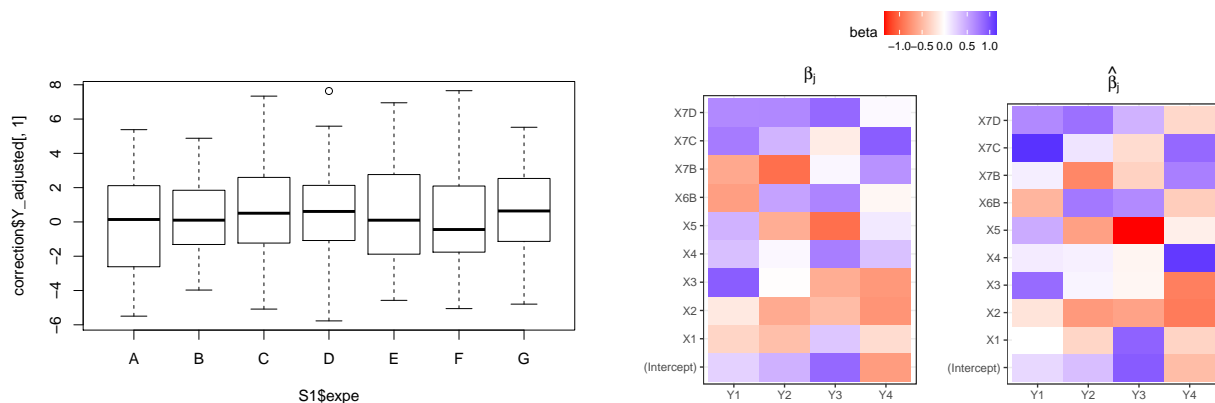
boxplot(correction$Y_adjusted[,1] ~ S1$expe)

X_mat = model.matrix(~., S1$X)
beta_hat = solve(t(X_mat) %*% X_mat) %*% t(X_mat) %*% S1$Y
rownames(beta_hat) = colnames(X_mat)

limits_legend = c(min(c(min(S1$beta), min(beta_hat))),
                  max(c(max(S1$beta), max(beta_hat))))

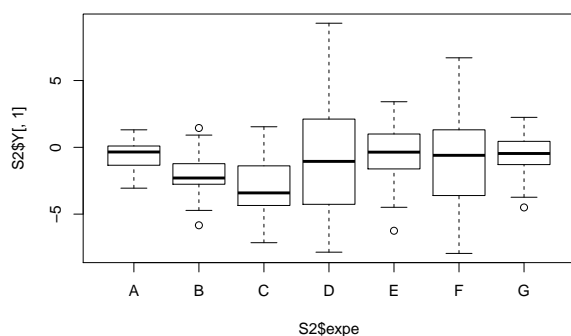
ggpubr::ggarrange(plot_beta(S1$beta, limits_legend, title = TeX("$\\beta_j$")),
                  plot_beta(beta_hat, limits_legend, title = TeX("$\\hat{\\beta}_j$")),
                  ncol = 2, common.legend = TRUE)

```



```
S2 = simu_data(n = 300, d1 = 5, d2 = 2, lev = c(2, 4), p = 4, n_expe = 7,
              sd_epsilon = 0.7, delta_max = 5)
```

```
boxplot(S2$Y[,1]~S2$expe)
```



```
correction = Ajustement$new(X = S2$X,
                           Y = S2$Y,
                           batch = S2$expe)
correction$adjust()
```

```
## Found7batches
## Adjusting for9covariate(s) or covariate level(s)
## Standardizing Data across genes
## Fitting L/S model and finding priors
## Finding parametric adjustments
## Adjusting the Data
```

```
boxplot(correction$Y_adjusted[,1]~S1$expe)
```

```
X_mat = model.matrix(~., S2$X)
beta_hat = solve(t(X_mat) %*% X_mat) %*% t(X_mat) %*% S2$Y
rownames(beta_hat) = colnames(X_mat)
```

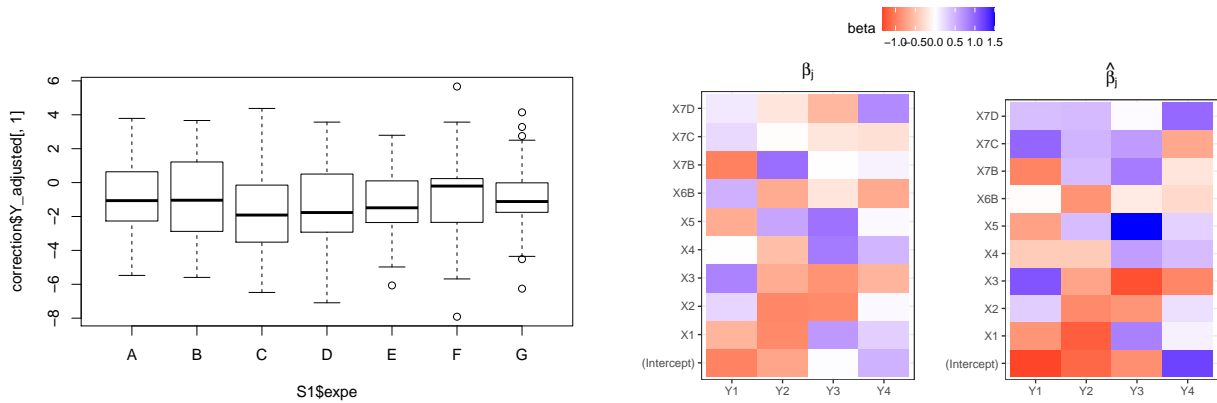
```
limits_legend = c(min(c(min(S2$beta), min(beta_hat))),
```

```

max(c(max(S2$beta), max(beta_hat)))

ggpubr::ggarrange(plot_beta(S2$beta, limits_legend, title = TeX("$\\beta_j$")),
plot_beta(beta_hat, limits_legend, title = TeX("$\\hat{\\beta}_j$")),
ncol = 2, common.legend = TRUE)

```



Dans ces deux simulations, la méthode d'ajustement permet effectivement de supprimer les effets (additifs et multiplicatifs) des expérimentations sur les variables explicatives (voir boxplots). On observe aussi que les β_j et les $\hat{\beta}_j$ sont relativement similaires après l'application de l'ajustement des variables explicatives (voir la heatmap).

Annexe 3 : Liste des publications et communications durant la thèse

Publications

Conanec A., Campo M., Richardson I., Ertbjerg P., Failla S., Panea B., Chavent M., Saracco J. Williams J-L., Ellies-Oury M-P et Hocquette J-F. (2021) **Has breed any effect on beef sensory quality?** *Livestock Science*, 250.

DOI : <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2021.104548>.

Ellies-Oury M-P., Hocquette J-F., Chriki S., Conanec A., Farmer L., Chavent M. et Saracco J. (2020) **Various Statistical Approaches to Assess and Predict Carcass and Meat Quality Traits.** *Foods*, 9(4), 525. DOI : <https://doi.org/10.3390/foods9040525>.

Conanec A., Picard B., Durand D., Cantalapiedra-Hijar G., Chavent M., Denoyelle C., Gruffat D., Normand J., Saracco J. et Ellies-Oury M-P.(2019) **New Approach Studying Interactions Regarding Trade-Off between Beef Performances and Meat Qualities.** *Foods*, 8(6), 197. DOI : <https://doi.org/10.3390/foods8060197>.

Ellies-Oury M-P., Chavent M., Conanec A., Bonnet M., Picard B. et Saracco J. (2019) **Statistical model choice including variable selection based on variable importance : A relevant way for biomarkers selection to predict meat tenderness.** *Scientific Report*, 9, 10014. DOI : <https://doi.org/10.1038/s41598-019-46202-y>.

Communications

Conanec A., Chavent M., Ellies-Oury M-P. et Saracco J. (2021) **Une approche permettant de maîtriser le niveau de confiance en optimisation multi-objectifs “data-driven”.** 52^e Journées de la Statistique. Nice, France.

URL : https://jds2021.sciencesconf.org/data/pages/book_jds2021_fr_compressed.pdf.
p.231-236.

Conanec A., Ramadan L., Chriki S. et Ellies-Oury M-P. (2020) **Méthodologie d'évaluation multicritère de la qualité de la viande bovine.** *Rencontres Recherches Ruminants*. Paris, France.

URL : http://www.journees3r.fr/IMG/pdf/qualite_-_20201002-2.pdf.

Conanec A., Chavent M., Ellies-Oury M-P. et Saracco J. (2020) **Une méthodologie computationnelle pour faire de l'optimisation multi-objectifs en élevage de précision.** *52^e Journées de la Statistique.* Nice, France.

URL : https://jds2020.sciencesconf.org/data/pages/book_jds2020_fr_compressed.pdf. p.212-219.

Conanec A., Picard B., Cantalapiedra-Hijar G., Chavent M., Denoyelle C., Gruffat D., Normand J., Saracco J. et Ellies-Oury M-P. (2018) **Étude des interactions et du compromis entre les performances de 30 génisses Blonde d'Aquitaine et les qualités nutritionnelle et sensorielle de la viande.** *Rencontres Recherches Ruminants.* Paris, France. URL : http://www.journees3r.fr/IMG/pdf/3r2018_session_8_qualite_et_perception_complet.pdf. p.20-23.

Modélisation de l'optimisation du pilotage des performances des bovins et de la qualité de leur viande

Résumé : La filière viande bovine française, qui est confrontée à de nombreux défis menaçant sa pérennité au sein des territoires, souhaite se relancer en proposant une montée en gamme de ses produits. Dans cette thèse, nous avons donc développé un outil d'aide à la décision pour accompagner les acteurs de la filière (transformateurs, distributeurs, etc.) dans la conception de nouvelles démarcations. Cet outil s'appuie sur une approche innovante pour gérer les antagonismes entre performance des bovins et la qualité de leur viande, et permet ainsi au décideur de choisir le compromis qui correspond le mieux à ses attentes. Cette recherche de compromis a été modélisée sous la forme d'un problème d'optimisation multi-objectifs qui est résolu grâce à la définition d'un ordre partiel entre les vecteurs de l'espace des objectifs : la dominance de Pareto. En l'absence de fonctions objectifs analytiques, des modèles de substitution ont été estimés à partir d'observations des objectifs pour des paramètres de production donnés. Pour assurer au décideur que la valeur optimale promise se réalisera à une occurrence contrôlée, une version de la Value-at-Risk adaptée à un problème multi-objectifs a été développée. Les nombreuses données nécessaires pour estimer les modèles de substitution sont issues d'expérimentations européennes sur les bovins. Celles-ci avaient étudié au minimum un aspect de la qualité de la viande issue du muscle *Longissimus thoracis* : la qualité sensorielle ou la qualité nutritionnelle, via le profil en acide gras du muscle. Une interface web libre d'accès a été conçue avec le package R Shiny afin de diffuser l'outil d'aide à la décision. Des cahiers des charges répondant à des enjeux que nous avons identifiés comme pertinents ont enfin été générés grâce à cette interface afin d'alimenter la discussion sur les potentielles applications de l'outil.

Mots-clés : Optimisation multi-objectifs, Modèle de substitution, Value-at-Risk, Compromis, Viande bovine

Modeling of the optimization of the management cattle performances and the quality of their meat

Abstract : The French beef industry, which is facing numerous challenges that threaten its sustainability in the territories, wishes to revive itself by proposing an increase in the quality of its products. In this thesis, we have developed a decision support tool to assist the stakeholders in the sector (processors, distributors, etc.) in designing new demarcations. This tool is based on an innovative approach to deal with the antagonisms between cattle performance and meat quality, and thus enables the decision-maker to choose the trade-off that best meets his expectations. This trade-off search has been modeled as a multi-objective optimization problem that is solved by defining a partial order between the vectors of the objective space : the Pareto dominance. Lacking analytical objective functions, surrogate models have been estimated from observations of the objectives for given production parameters. To ensure to the decision maker that the promised optimal value will be reached at a controlled occurrence, a version of the Value-at-Risk adapted to a multi-objective problem was developed. The numerous data needed to estimate the surrogate models were provided by European cattle experiments. These had studied at least one aspect of the quality of meat from the *Longissimus thoracis* muscle : sensory quality or nutritional quality, via the fatty acid profile of the muscle. An open access web interface was designed with the R Shiny package in order to distribute the decision support tool. Finally, specifications responding to issues that we identified as relevant were generated using this interface in order to discuss the potential applications of the tool.

Keywords : Multi-objectives optimisation, Surrogate model, Value-at-Risk, Trade-off, Beef meat

Institut de mathématiques de bordeaux (IMB)

UMR 5251 CNRS, Université de Bordeaux & Bordeaux INP, 33400 Talence, France.

**Institut national de recherche pour l'agriculture, l'alimentation et l'environnement (INRAE),
équipe Biomarqueurs**

UMR 1213, Biomarqueur team, Theix, 63122 Saint Genès Champanelle, France.

Inria Bordeaux-Sud-Ouest, équipe Astral

33405 Talence, France.