



HAL
open science

Système d'alimentation de précision des truies en lactation par modélisation et machine learning

Raphaël Gauthier

► **To cite this version:**

Raphaël Gauthier. Système d'alimentation de précision des truies en lactation par modélisation et machine learning. Biologie animale. Agrocampus Ouest, 2021. Français. NNT : 2021NSARB347 . tel-03614690

HAL Id: tel-03614690

<https://theses.hal.science/tel-03614690>

Submitted on 21 Mar 2022

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.

THÈSE DE DOCTORAT DE

L'INSTITUT NATIONAL D'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR POUR L'AGRICULTURE, L'ALIMENTATION ET L'ENVIRONNEMENT
ÉCOLE INTERNE AGROCAMPUS OUEST

ÉCOLE DOCTORALE N° 600
Ecole doctorale Ecologie, Géosciences, Agronomie et Alimentation
Spécialité : Biologie et physiologie animales

Par

Raphaël GAUTHIER

Système d'alimentation de précision des truies en lactation par modélisation et machine learning

Thèse présentée et soutenue à Rennes, le 5 Mars 2021
Unités de recherche : INRAE UMR Pegase - INRIA Equipe LACODAM
Thèse N° : B-347 2021-6

Rapporteurs avant soutenance :

Marie-Pierre Létourneau-Montminy Professeur, Université Laval, Québec, Canada
Jean-François Mari Professeur, Université de Lorraine, CNRS, INRIA, LORIA

Composition du Jury :

Président :	Yannick Le Cozler	Professeur, Institut Agro
Examineurs :	Marie-Pierre Létourneau-Montminy	Professeur, Université Laval, Québec, Canada
	Jean-François Mari	Professeur, Université de Lorraine, CNRS, INRIA, LORIA
	Sébastien Picault	Chargé de recherche, INRAE, ONIRIS
	Nathalie Quiniou	Ingénieur d'études, IFIP-Institut du Porc
	Marie Saint-Dizier	Professeur, Université de Tours, CNRS, INRAE
Dir. de thèse :	Jean-Yves Dourmad	Ingénieur de recherche, INRAE
Co-dir. de thèse :	Christine Largouët	Maître de conférences, Institut Agro, IRISA, INRIA

Ce document est mis à disposition selon les termes de la licence Creative Commons « Attribution – Pas d'utilisation commerciale – Pas de modification 4.0 International ».



REMERCIEMENTS

Première lue mais dernière écrite, cette page occupe un statut particulier, celui de remercier toutes les personnes ayant rendu possible ce travail et embelli ma vie de doctorant du premier jour en thèse jusqu'à la soutenance !

Un immense merci à **Jean-Yves Dourmad** ! Lors de ton intervention en Master I à Angers, j'étais bien loin d'imaginer relier un manuscrit de thèse en ta compagnie quelques années plus tard, et pourtant ! Depuis ce premier entretien pour un stage ingénieur jusqu'à la fin de la thèse, tu m'as apporté d'innombrables conseils, fais approfondir tout ce qui devait être précisé, et transmis ta culture scientifique (une partie seulement mais c'est déjà beaucoup !), le tout avec cette identique bienveillance qui te caractérise ! Une nouvelle fois, merci pour ces presque 4 années passées ensemble et tous ces riches échanges !

Un immense merci également à **Christine Largouët** ! Dès le début de la thèse, tu as fais en sorte de me transmettre ta culture en lien avec les sciences des données, ainsi que celle liée à ton expérience de l'interdisciplinarité ! Tu m'as fait réaliser cet indispensable travail de clarification des idées afin d'aboutir à un nouveau système d'alimentation à un stade de "prototype" avancé ! Merci pour tous ces riches échanges et ta patience au cours de ces trois années !

Au terme de ce travail, je souhaite remercier vivement toutes les personnes qui ont participé à son évaluation. Je remercie Marie-Pierre Létourneau-Montminy et Jean-François Mari pour avoir accepté d'être les rapporteurs de ma thèse, et Sébastien Picault, Nathalie Quiniou, Yannick Le Cozler et Marie Saint-Dizier pour avoir accepté d'en être les examinateurs ! Merci également à Pauline Ezanno et à Elisa Fromont pour leurs nombreux conseils au cours des comités de thèses, qui m'ont permis de prendre progressivement le recul nécessaire.

Continuons avec les stagiaires, doctorants et post-doctorants rencontrés dans l'une ou l'autre de mes équipes de recherche. La thèse n'aurait pas été la même sans les échanges que nous avons eu ! Un grand merci à Alice Cadéro, Hieu Nguyen-Ba, Alessandra Monteiro, Clément Gautrais, Colin Leverger, Kevin Fauvel, Katia Quémeneur, Mathilde Hazon, Mohsen Davoudkhani, Yichang Wang, Maël Guillemé, Johanne Bakalara, Lucie Galiot, Camille-Sovanneary Gauthier, Grégory Martin, Heng Zhang, et Rémi Adon ! Que ce soit pour un tour au marché des Lices, un congrès en Croatie ou à Paris, une soirée jeux ou une pause café en votre compagnie, je vous remercie pour tous ces bons moments qui ont rendu cette expérience encore plus belle ! Je souhaite aussi remercier Thomas Dahmen et Corentin Raphalen, stagiaires en Master I au cours de l'année 2019, pour leur sympathie et leur contribution !

Merci aussi à tous les titulaires des équipes Sysporc et Lacodam, et aux collègues des unités.

Parmi eux, sans être exhaustif, merci à Ludovic Brossard, Florence Garcia-Launay, Charlotte Gaillard, Alexandre Termier, Luis Galarraga, Laurence Rozé, Thomas Guyet et Philippe Besnard. Merci pour toutes ces choses, scientifiques mais pas uniquement, que j'ai pu apprendre à votre contact !

De l'autre côté de l'Atlantique, un très grand merci ensuite à Jean-Philippe Martineau du Groupe Cérès et à Alain Lefebvre et Xavier Lavoie de l'entreprise Jyga Technologies. Votre investissement et votre volonté de travailler avec le monde de la recherche académique ont été déterminants pour réaliser l'intégralité des recherches de ces trois années ! Je remercie également Frédéric Guay de l'Université Laval, rencontré lors de mon séjour doctoral au Canada en 2019, avec qui j'ai eu plaisir à échanger au cours de ces quatre mois !

Un très grand merci à Daniel Boutin, Josselin Delamarre et Yannick Surel. Je ne vous l'ai sûrement pas assez signifié en cours de route, mais je tiens sincèrement à vous remercier pour votre bonne humeur inaltérable, votre grande disponibilité, et la haute qualité du travail réalisé. Tout ceci a permis de mettre en place un essai au cours d'une année 2020 très mouvementée !

Merci également à François Moreews. Quelques lignes de commande exécutées dans un terminal Linux avaient saisi ma curiosité lorsque nous partagions le même bureau à l'INRAE. Merci de m'avoir fait découvrir tous ces outils informatiques qui ne m'ont pas quitté de toute la thèse, et merci pour ces beaux échanges !

Dans un registre personnel cette fois-ci, je tiens ensuite à te remercier Marion d'avoir été à mes côtés depuis le début de cette aventure ! Très éloignés avant d'être très confinés, merci pour ton écoute, tes encouragements, ta bonne humeur, ces parties de jeux délirantes et tes excellentes pâtisseries ! D'ailleurs quelle sera la prochaine ? ! Mention éminemment spéciale pour m'avoir supporté jour et nuit pendant cette troisième année ! Il me reste quelques semaines pour tenter d'être à la même hauteur que toi pour ta dernière ligne droite !

Je tiens ensuite à remercier la famille Gauthier au complet ! Soyez rassurés, même s'il reste encore beaucoup à apprendre, le petit dernier a fini ses études cette fois-ci ! Merci d'être à la fois des sources intarissables d'inspiration et des soutiens inconditionnels. De façon plus explicite, merci pour les raclettes, les gâteaux au chocolat, l'ensemble double écran - tableau blanc - crayons velledas (de véritables pièces de musée à présent !), le grand jardin, ces citations de films toujours à propos, l'approvisionnement du drive de Bon Espoir ... La liste est longue ! Vivement les beaux jours sans coco pour qu'on organise un banquet !

Je tiens aussi à remercier ma belle-famille pour leurs encouragements et leur soutien tout au long de cette période. Merci pour ces activités en bord de mer et ces bonnes découvertes culinaires ou œnologiques !

Merci aussi aux copains de tous horizons, notamment pour le soutien que vous m'avez apporté dans cette aventure ! Une édition Astropolis, une soirée organisée ou un resto improvisé, un concert de Massive Attack ou des Chemical Brothers, une randonnée dans un parc natio-

nal au Québec, un Kro-Lanta, un Kig ha farz caniculaire ... Au delà de leur contribution à la ré-oxygénation du cerveau après des semaines bien chargées -pas besoin d'être chimiste pour comprendre, je vous remercie aussi pour toutes ces très belles occasions en votre compagnie! Vivement que tout cela reprenne!

TABLE DES MATIÈRES

Liste des abréviations	xi
Liste des figures	xviii
Liste des tableaux	xxi
Liste des publications	xxiii
Introduction	1
1 Introduction bibliographique	5
1.1 La gestion du troupeau de truies en élevage	5
1.1.1 Le cycle de reproduction de la truie	5
1.1.2 La conduite des troupeaux de truies	8
1.1.3 Le logement et les dispositifs d'alimentation associés	8
1.1.4 L'évaluation des performances du troupeau de truie	9
1.1.5 Apports nutritionnels et performances des truies allaitantes	11
1.2 Élevage de précision des porcs et outils d'aide à la décision	15
1.2.1 Principes généraux de l'élevage de précision	15
1.2.2 Application de l'élevage de précision en élevage porcins	18
1.2.3 Alimentation de précision des porcs	23
1.3 Estimation et modélisation des besoins nutritionnels des truies	29
1.3.1 La production laitière chez la truie	29
1.3.2 Détermination des besoins en énergie	33
1.3.3 Détermination des besoins en acides aminés	35
1.3.4 Détermination des besoins en minéraux	37
1.3.5 Facteurs de variation de la production laitière	39
1.3.6 Facteurs de variation de l'appétit des truies en lactation	41
1.4 Machine Learning et élevage	47
1.4.1 Principes généraux de Machine Learning	47
1.4.2 Exemples d'algorithmes d'apprentissage en élevage	52
Conclusion	57

2	Question et démarche	59
2.1	Problématique	59
2.2	Contributions	61
3	Modélisation dynamique des besoins nutritionnels de la truie en lactation	63
3.1	Introduction	65
3.2	Materials and Methods	65
3.2.1	General Approach	65
3.2.2	Determining Nutrient Requirements	66
3.2.3	Description of the Database	70
3.2.4	Calculations and Statistical Methods	71
3.3	Results	73
3.3.1	Performance	73
3.3.2	Energy Requirements and Energy Balance	73
3.3.3	Standardized Ileal Digestible Lysine Requirement	76
3.3.4	Digestible Phosphorus Requirement	77
3.3.5	Digestible and Total Calcium Requirements	79
3.4	Discussion	79
3.4.1	General Structure of the Model	79
3.4.2	Milk Nutrient Output	80
3.4.3	Influence of Postpartum Uterine Involution on the Nutrient Supply	80
3.4.4	Energy Requirement	80
3.4.5	Amino Acid Requirement	81
3.4.6	Mineral Requirements	83
3.4.7	Modeling Requirements from the Perspective of Precision Feeding	84
	References	84
4	Apprentissage automatique des performances de portée	89
4.1	Introduction	92
4.2	Material and Methods	93
4.2.1	General Outline	93
4.2.2	Data preparation and preliminary statistical analysis	93
4.2.3	Learning strategies and Supervised learning	94
4.2.4	Algorithms selection & Hyper-parameters tuning	96
4.2.5	Evaluation of learning strategies and algorithms performance	96
4.2.6	Predictions of secondary litter performance criteria and nutrient output in milk	98
4.3	Results	98

4.3.1	Preliminary statistical analysis of the database	98
4.3.2	Comparisons between learning strategies and supervised learning algorithms	101
4.3.3	Prediction of secondary outcomes	102
4.4	Discussion	105
4.4.1	Factors influencing litter performance criteria and nutrient outputs in milk	105
4.4.2	Performance of the different learning strategies	106
4.4.3	Prediction of litter performance criteria and nutrient outputs in milk, for precision livestock farming	107
4.4.4	Use of the algorithm in practice	108
4.5	Conclusion	109
	References	110
	Appendix 4.A Mean Absolute Percentage Errors	112
5	Apprentissage automatique de la consommation individuelle journalière	115
5.1	Introduction	118
5.2	Research background	119
5.2.1	Time-series definitions	119
5.2.2	Time-series clustering	119
5.3	Materials and Methods	123
5.3.1	General approach	123
5.3.2	Data preprocessing	123
5.3.3	Unsupervised learning and prototype extraction	127
5.3.4	One-day-ahead forecasting of feed intake	128
5.4	Results	130
5.4.1	Offline cluster identification, prototype, and trajectory curve extraction . .	130
5.4.2	Evaluation of online forecasting methods	132
5.5	Discussion	136
5.5.1	Offline learning	136
5.5.2	Online forecasting	138
5.5.3	Use of the full approach in practice	138
5.6	Conclusion	139
	References	140
6	Mise en œuvre et évaluation du système d'alimentation de précision	143
6.A	Présentation des essais	144
6.A.1	Description générale du protocole	144
6.A.2	Mise en œuvre informatique du système d'aide à la décision	145
6.A.3	Interface Homme-Machine	146

TABLE DES MATIÈRES

6.B	Experimental trial in Canada	147
6.B.1	Introduction	147
6.B.2	Material and Methods	148
6.B.3	Results	154
6.B.4	Discussion	162
6.B.5	Conclusion	167
	References	167
6.C	Essai conduit en France	171
6.C.1	Déroulement de l'expérimentation	171
6.C.2	Performances des truies et de leur portée	171
6.C.3	Évaluation <i>ex post</i> des besoins et des apports nutritionnels	173
7	Discussion Générale	181
7.1	Construction des composants de l'outil d'aide à la décision	181
7.1.1	Originalités apportées par le modèle nutritionnel	181
7.1.2	Originalités apportées par les algorithmes de prédiction	184
7.2	Évaluation de la mise en œuvre de l'outil d'aide à la décision	188
7.2.1	Structure générale de l'OAD	188
7.2.2	Évaluation des stratégies alimentaires	188
7.2.3	Voies d'améliorations et recommandations	191
	Conclusion générale	195
	Références Bibliographiques	197
	Annexe A Équations de production laitière	214
	Annexe B Communication JRP 2019	216
	Annexe C Communication JRP 2021	223

LISTE DES ABRÉVIATIONS

AA	Acide Aminé. 11–13, 24, 25, 29, 30, 35–37, 41, 46, 59, 183, 189, 190
AUC	Area Under the Curve. 51, 55
D ₂ O	oxyde de deutérium. 32, 33, 35, 185
DAC	Distributeur Automatique de Concentrés. 9, 10, 27
EB	Énergie Brute. 33
ED	Énergie Digestible. 33
ELD	Épaisseur de Lard Dorsal. 14, 28, 57, 146, 182, 188, 193
EM	Énergie Métabolisable. 11, 33, 34, 43, 183, 188, 189
EN	Énergie Nette. 33, 34
GMQ _{PORTÉE}	Gain Moyen Quotidien de la Portée. 36, 38, 39, 215
GNRH	Gonadotropin-Releasing Hormone. 14
GTTT	Gestion Technique des Troupeaux de Truies. 9
ISO	Intervalle Sevrage-Œstrus. 5–7, 10, 14, 189
ISSF	Intervalle Sevrage-Saillie Fécondante. 7, 10
LH	Hormone Lutéinisante. 14
MAE	Mean Absolute Error. 51
MAPE	Mean Absolute Percentage Error. 51
MS	Matière Sèche. 37, 38

OAD	Outil d'Aide à la Décision. xvi, xxiv, 4, 20, 28, 57, 60–62, 143–146, 181, 186, 188–192
RFID	Radio-Identification. 9, 20
RMSE	Root Mean Square Error. 51
RMSPE	Root Mean Square Percentage Error. 51
SVM	Machines à Vecteurs de Support. 52, 53
TIC	Technologies de l'Information et de la Communication. 15, 17
TP	Taille de Portée. 37–39
WSW	Weigh-Suckle-Weigh. 31–33, 185

TABLE DES FIGURES

1.1	Le cycle de reproduction de la truie	6
1.2	Exemple de salles d'élevage	10
1.3	Influence de la teneur en protéines de l'aliment sur la production laitière des truies et la composition du lait (d'après King et al., 1993)	13
1.4	Influence de la quantité de protéines corporelles au sevrage (King, 1987) et de l'épaisseur de gras dorsal (Whittemore & Morgan, 1990) sur l'intervalle sevrage-oestrus.	14
1.5	Concept d'élevage de précision (Allain et al., 2014)	17
1.6	Exemple d'ajustement de la composition de l'aliment distribué pour répondre à l'évolution des besoins d'un animal en fonction du temps ou de son poids avec un système multiphase (a) et un système par mélange de deux aliments (b) (Pomar et al., 2009)	24
1.7	Démarche générale associant un composant empirique et un composant mécaniste pour prédire les besoins nutritionnels journaliers et individuels de porcs en croissance en fonction de leur croissance et de leur consommation (Hauschild et al., 2012)	26
1.8	Estimation du besoin individuel en lysine digestible chez le porc en croissance (lignes fines) et apports minimaux fournis à des porcs en croissance avec une alimentation conventionnelle en 3 phases (ligne rouge) (Pomar & Remus, 2019)	27
1.9	Modèle d'utilisation factorielle de l'énergie et des acides aminés par la truie reproductrice (Dourmad et al., 2008)	30
1.10	Estimation de l'exportation journalière de protéines (A) et d'énergie (B) dans le lait selon l'équation utilisée dans Dourmad et al. (2008) sur la base des techniques WSW et selon les équations obtenues par Hansen et al. (2012) sur la base des techniques WSW et D ₂ O, avec une croissance moyenne portée de respectivement 2,6 et 3,2 kg/jour sur une lactation de 28 jours.	33
1.11	Influence du rang de portée et de la taille de la portée sur la production laitière par portée (●) et par porcelet (△) (Ngo et al., 2012a)	39
1.12	Estimation de la production d'énergie (a) et de protéines (b) dans le lait selon la taille de la portée et le rang de portée dans un élevage présentant une taille moyenne de portée de 12 porcelets avec une croissance moyenne de 2.8 g/j. . .	40

TABLE DES FIGURES

1.13	Évolution du niveau d'énergie ingérée spontanément en fonction du stade de lactation (Dourmad, 1988)	43
1.14	Ingestion spontanée en fonction de la taille de portée : ■ Koketsu et al., (1996a); ● Auldist et al., (1998); ▲ O'Grady et al., (1985) (d'après Eissen et al., 2000)	44
1.15	Influence de la température ambiante sur l'ingestion spontanée (CMJ, kg/j), la perte de poids des truies (kg) et la croissance des porcelets (10 g/j) (Quiniou & Noblet, 1999)	45
1.16	Une approche d'apprentissage automatique (adapté de Valletta et al. (2017))	49
1.17	Exemple d'utilisation d'une machine à vecteurs de support sur des données en 2D. Les ronds gris et blancs représentent les deux classes à séparer. L'hyperplan séparant les deux données des deux classes avec la plus grande distance est représenté par une ligne noire oblique. Les vecteurs de support sont présentés avec une bordure épaisse (d'après Han et al. (2011)).	53
1.18	Illustration du fonctionnement de l'algorithme k -means, d'après VanderPlas (2016)	54
1.19	Exemple d'un réseau neuronal perceptron multicouche, d'après Gorczyca et al. (2018)	56
2.1	Description schématique de l'OAD pour l'estimation de la ration optimale à délivrer à une truie en lactation	62
3.1	Estimate of individual nutrient requirements from data collected on-farm.	66
3.2	Mean milk protein output and variability on farm A (Cloutier et al., 2019, unpublished data) and B (Lemay and Guay, 2017) during lactation. Error bars represent 1 standard deviation	74
3.3	Mean feed intake and variability on farm A (Cloutier et al., 2019, unpublished data) and B (Lemay and Guay, 2017) during lactation. Error bars represent 1 standard deviation.	74
3.4	Mean daily metabolizable energy requirement per lactating sow as a function of litter growth ($R^2 = 0.95$; blue line). Each point represents the mean requirement of a lactating sow for the lactation period.	75
3.5	Mean metabolizable energy balance per lactating sow as a function of feed intake ($R^2 = 0.52$; blue line). Each point represents the mean balance of a lactating sow for the lactation period.	75
3.6	Mean SID lysine requirement per lactating sow as a function of litter growth ($R^2 = 0.99$; blue line). Each point represents the mean requirement of a lactating sow for the lactation period.	76

3.7	Cumulative distribution of the SID lysine requirement per kg of feed according to farm. Vertical dashed lines represent the dietary concentration of SID lysine needed to meet the requirement for 80% of the sows on each farm.	77
3.8	Cumulative distribution of the SID lysine requirement per kg of feed according to week of lactation. Vertical dashed lines represent the dietary concentration of SID lysine needed to meet the requirement for 80% of the sows during each week of lactation.	78
3.9	Cumulative distribution of the SID lysine requirement per kg of feed according to sow parity. Vertical dashed lines represent the dietary concentration of SID lysine needed to meet the requirement for 80% of the sows in each parity population.	78
3.10	Boxplots of the SID lysine requirement per kg of feed of lactating sows according to parity and farm. Estimated requirements are compared to recommendations of Dourmad et al., 2008 (◆), NRC, 2012 (■), and Tybirk et al., 2012 (▲). Whiskers represent 1.5 times the interquartile range.	82
4.1	Training and test sets according to the different learning strategies. Color represents the farm name feature. Grey represents a learning strategy where the farm name feature is removed.	95
4.2	Influence of (a) farm on litter gain (kg/d), (b) litter size at weaning on litter gain, (c) litter size at weaning on piglet gain (g/d), and (d) parity of sows on litter gain. Violin plot with nested boxplot displays the data distribution vertically with a white point for the median value. Dots connected with a line represents mean values. \top is equal to the mean plus one standard deviation. \perp is equal to the mean minus one standard deviation.	100
4.3	Box plots of ME per farm (kg) for the predictions of LWW according to supervised algorithms and learning strategies. For each box plot, the black line represents the median value and whiskers represent 1.5 times the interquartile range	101
4.4	Box plots of MAPE per farm (%) for the predictions of LWW according to supervised algorithms and learning strategies. For each box plot, the black line represents the median value and whiskers represent 1.5 times the interquartile range	102
4.5	Ranking of learning methods based on their average ranks across datasets and machine learning algorithms, according to the $MAPE_f$ metric. The black line connects all learning strategies that do not perform statistically differently according to the Nemenyi test.	103

5.2.1 Illustration of scaling, shift, and translation invariances applied to a sinusoidal function (black curve). Despite different distortions, it might be interesting to consider the similarity in shape of the red, green, and blue lines with the black line. 121

5.3.1 Methodological approach for the daily prediction of sow feed intake during lactation, from individual sow live data and herd historical data. $\hat{f}_{d+1,j}$ represents the forecasted value of feed intake for sow j on day $d + 1$. $f_{d+1,j}$ represents the ground truth recorded at the end of day $d + 1$ for the sow j , *i.e.* the amount of feed really consumed. Blue lines represent offline steps and red lines represent online forecasting tasks for feed intake time-series. 124

5.3.2 Number of time-series available according to the length of the lactation period . 125

5.3.3 Feed intake box plots per day, across all farms, for 20-day lactations 127

5.4.1 Comparison of clusters and z -normalized prototypes for each of the 6 farms and all farms together, identified for $k = 2$ 131

5.4.2 Mean Error per lactating sow according to the combination of learning methods (FS: Farm Specific; G: Global) and forecasting functions (1f,2f) with two clusters ($k = 2$), and without learning with the Persistence forecasting function 134

5.4.3 Root Mean Square Error per lactating sow according to the combination of learning methods (FS: Farm Specific; G: Global) and forecasting functions (1f,2f) with two clusters ($k = 2$), and without learning with the Persistence forecasting function 134

5.4.4 Effect of lactation stage on RMSEP per day ($RMSEP_d$ expressed as a % of the measured value of daily feed intake) according to the combination of learning methods (FS: Farm Specific; G: Global) and forecasting functions (1f,2f) with two clusters ($k = 2$), and without learning with the Persistence forecasting function 135

5.4.5 Effect of lactation stage on Mean Error according to the combination of learning methods (FS: Farm Specific; G: Global) and forecasting functions (1f,2f) with two clusters ($k = 2$), and without learning with the Persistence forecasting function 135

5.5.1 Comparison of trajectory curves for each of the 6 farms and all farms together, for $k = 2$ 137

6.0.1 Description générale du fonctionnement du système d'aide à la décision pour le pilotage de l'alimentation de précision des truies en lactation 143

6.A.1 Interface de communication entre l'Outil d'Aide à la Décision (OAD) et le système Gestal 145

6.B.1	General description of the online experimental plan with precision feeding strategies at individual scale (PRE) and conventional feeding (STD), and the evaluation of sow and litter performance, nutrient supplies, <i>ex post</i> requirements, and balances, and predictive performance of Decision Support System (DSS) components. H, L, and S stand for high, low, and standard diets, respectively. . .	150
6.B.2	Influence of the stage of lactation on the delivered amounts of feed High according to the feeding strategy (PRE: precision feeding, STD: standard feeding). Lower bound, line, and upper bound are the first quartile, the median, and the third quartile of the amounts of delivered feed High, respectively.	158
6.B.3	Influence of the feeding strategy (PRE: precision feeding, STD: standard feeding) on the estimation of daily difference between daily nutrient supplies and daily <i>ex post</i> nutrient requirements (left: SID Lys, right: STTD P). Lower bound, line, and upper bound are the first quartile, the median, and the third quartile of the amounts of delivered feed High, respectively.	159
6.B.4	Influence of the feeding strategy (PRE: precision feeding, STD: standard feeding) on the proportion of sows receiving adequate, deficient, or excess amounts of SID Lys according to average <i>ex post</i> requirement per week	160
6.B.5	Influence of the stage of lactation on observed feed intake (precision and standard feeding strategies), and predicted feed intake (precision feeding strategy) .	163
6.B.6	Illustration of <i>concept drift</i> that occurred over time for the prediction of litter average daily gain (LADG). The PRE curve corresponds to the predictive error made online for PRE sows during the experiment. The STD curve corresponds to the predictive error obtained by predicting LADG after the experiment for further analysis.	166
6.C.1	Influence du stade de lactation sur la quantité d'aliment Haut distribuée, selon la stratégie d'alimentation (PRE : alimentation de précision, STD : alimentation conventionnelle). La limite basse, le trait, et la limite haute représentent respectivement le premier quartile, la médiane, et le troisième quartile.	176
6.C.2	Influence du stade de lactation sur l'estimation de la différence entre les apports nutritionnels et les besoins journaliers <i>ex post</i> (gauche : Lys DIS, droite : P STTD), selon la stratégie d'alimentation (PRE : alimentation de précision, STD : alimentation conventionnelle). La limite basse, le trait, et la limite haute représentent respectivement le premier quartile, la médiane, et le troisième quartile.	177
6.C.3	Influence de la stratégie d'alimentation (PRE : alimentation de précision, STD : alimentation conventionnelle) sur la proportion des truies recevant une quantité de Lys DIS en excès (> 15% ; < 15%), ajustée, ou déficitaire (> 15% ; < 15%) par rapport aux besoins nutritionnels <i>ex post</i> moyens par semaine	178

TABLE DES FIGURES

7.2.1 Illustration de la dérive conceptuelle ayant eu lieu pendant l'essai canadien pour la prédiction de la croissance de portée. 192

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Evolution des performances de truies dans les élevages français (IFIP, 2017) . . .	7
1.2	Influence du rang de portée sur les besoins en énergie et en lysine des truies en gestation et en lactation (d'après Dourmad et al., 2008)	11
1.3	Données d'intérêt pour l'élevage porcin de précision, modes d'acquisition et fonctionnalités (Cornou & Kristensen, 2013 ; Brossard et al., 2016 ; Vranken & Berckmans, 2017 ; Gaillard, Brossard et al., 2020)	19
1.4	Composants principaux, acides aminés, et énergie du colostrum et du lait chez la truie	31
1.5	Récapitulatif des principaux facteurs de variation de l'ingestion alimentaire spontanée chez la truie en lactation (Dourmad, 1988)	42
3.1	Main equations describing daily nutrient use of lactating sows	67
3.2	Maximum efficiency of using standardized ileal digestible protein and amino acids for milk protein deposition, calculated from the ideal amino acid profile, maintenance requirements and body composition	69
3.3	Description of lactating sows in the 2 databases used to estimate sow requirements	71
3.4	Influence of farm, week of lactation, and sow parity on performance and calculated ME, standardized ileal digestible (SID) lysine and standardized total tract digestible (STTD) phosphorus and calcium requirements	72
4.1	Hyper-parameters and data transformation of the selected supervised learning algorithms	97
4.2	Influence of farm, parity, litter size at weaning, and month of farrowing on lactation characteristics, litter performance, and nutrient outputs in milk	99
4.3	Mean value and ME_f of prediction of LWG, LADG, PWW, PWG, PADG, DM_m , E_m , and N_m derived from the prediction of LWW obtained with the PerFarm learning strategy, and the VR algorithm	104
4.4	$MAPE_f$ (%) for LWG, LADG, PWW, PWG, PADG, DM_m , E_m , and N_m derived from the prediction of LWW obtained with the PerFarm learning strategy, and the VR algorithm	104

4.A.1	Mean Absolute Percentage Error per farm (%) for the prediction of LWW, according to the AllFarms learning strategy, for each algorithm. Best score per line is in boldface.	113
4.A.2	Mean Absolute Percentage Error per farm (%) for the prediction of LWW, according to the NoFarmFeature learning strategy, for each algorithm. Best score per line is in boldface.	113
4.A.3	Mean Absolute Percentage Error per farm (%) for the prediction of LWW, according to the Leave-One-Farm-Out learning strategy, for each algorithm. Best score per line is in boldface.	114
4.A.4	Mean Absolute Percentage Error per farm (%) for the prediction of LWW, according to the PerFarm learning strategy, for each algorithm. Best score per line is in boldface.	114
5.3.1	Number of time-series, mean feed intake (kg/d), and standard deviation in each farm, for 20-day lactations	126
5.3.2	Summary of the one-day-ahead forecasting methods, with different offline parameters (absence or presence of an offline learning strategy, clustering parameters k , and the use of Farm-specific (FS) or global (G) trajectory curves), and different online parameters (forecasting functions: 1f, 2f, Persistence).	128
5.4.1	Evaluation of the quality of clustering for a number of clusters varying between 2 and 8. Best values for Silhouette (maximum) and Calinski-Harabasz (maximum) scores in boldface.	132
5.4.2	Evaluation of mean error (ME_j) and root mean square error ($RMSE_j$) per sow according to the combinations of learning methods (FS: Farm Specific; G: Global), forecasting functions (1f,2f, Persistence), and the number of clusters k , $k \in [2, 8]$	133
6.A.1	Description générale des deux essais conduits au Canada et en France	145
6.B.1	Ingredients and composition of High and Low experimental diets for precision feeding, and the standard diet (STD) for conventional feeding	153
6.B.2	Influence of the feeding strategy on sow and litter performance	156
6.B.3	Influence of the feeding strategy on the <i>ex post</i> nutrient requirements and nutrient intake, on average during lactation	157
6.B.4	Influence of the feeding strategy (PRE: precision feeding, STD: standard feeding) on SID Lys and STTD P intakes, and N and P balances	161
6.B.5	Evaluation of the Decision Support System for the daily predictions of feed intake, proteins in milk, and SID Lys requirements	162

6.C.1	Ingrédients et composition des aliments Haut, Bas (alimentation de précision) et STD (alimentation conventionnelle)	172
6.C.2	Influence de la stratégie d'alimentation sur les performances des truies et de leur portée	174
6.C.3	Influence de la stratégie d'alimentation sur les besoins nutritionnels <i>ex post</i> , et les apports nutritionnels, en moyenne au cours de la lactation	175
6.C.4	Influence de la stratégie d'alimentation (PRE : alimentation de précision, STD : alimentation conventionnelle) sur les apports en Lys DIS et P STTD, et les bilans N et P	179
A.0.1	Équations de prédiction de la production laitière des truies en fonction de la croissance moyenne de la portée ($GMQ_{portée}$, g/j) et de la taille de la portée (TP)	215

LISTE DES PUBLICATIONS

Publications dans des revues internationales à comité de lecture

Gauthier, R., Largouët, C., Gaillard, C., Cloutier, L., Guay, F. & Dourmad, J.-Y. 2019b. Dynamic modeling of nutrient use and individual requirements of lactating sows. *Journal of Animal Science*, 97(7), 2822-2836. <https://doi.org/10.1093/jas/skz167>

Publications soumises et en cours de préparation

Gauthier, R., Largouët, C., Rozé, L. & Dourmad, J.-Y. 2020. *Online forecasting of daily feed intake in lactating sows supported by offline time-series clustering, for precision livestock farming.* Soumis à *Computers and Electronics in Agriculture*.

Gauthier, R., Largouët, C. & Dourmad, J.-Y. 2020b. *Prediction of litter performance in lactating sows using machine learning, for precision livestock farming.* En préparation pour *Computers and Electronics in Agriculture*.

Gauthier, R., Largouët, C., Bussièrès, D., Martineau, J.-P. & Dourmad, J.-Y. 2021. *Precision feeding of lactating sows : implementation and evaluation of a decision support system in farm conditions.* En préparation pour *Journal of Animal Science*.

Communications lors de congrès

Gauthier, R., Guay, F., Brossard, L., Largouët, C. & Dourmad, J.-Y. 2018. Precision feeding of lactating sows : development of a decision support tool to handle variability. *EAAP 2018 - 69th Annual Meeting of the European Federation of Animal Science*. Résumé.

Gauthier, R., Largouët, C., Gaillard, C., Cloutier, L., Guay, F. & Dourmad, J.-Y. 2019a. Modélisation dynamique de l'utilisation des nutriments et des besoins individuels chez la truie en lactation. *Journées de la Recherche Porcine*, 51, 117-122. Article (6 p.) et communication.

Gauthier, R., Largouët, C. & Dourmad, J.-Y. 2020a. Machine learning algorithms to predict litter weight gain from birth to weaning in swine. *EAAP 2020 - 71th Annual Meeting of the European Federation of Animal Science*, 26, 365. Résumé.

Gauthier, R., Largouët, C., Rozé, L. & Dourmad, J.-Y. 2021. Algorithme de prédiction en temps réel de la consommation alimentaire journalière chez la truie en lactation. *Journées de la Recherche Porcine*, 53. Article (6 p.) et communication.

Des travaux similaires à mon travail de thèse ont été menés au sein de l'UMR Pegase. Ces travaux ont fait l'objet d'une collaboration avec les chercheurs s'intéressant aux truies en gestation puisqu'ils s'inscrivent dans l'évolution des concepts nutritionnels et la déclinaison du concept d'alimentation de précision. L'objectif général de ces travaux est d'améliorer l'adéquation entre les apports nutritionnels et les besoins, à l'échelle individuelle et au cours de la période de gestation, et de mettre au point un Outil d'Aide à la Décision. Les articles et communications issus de ces collaborations sont référencés ci-après et ne sont pas présentés dans le manuscrit.

Publications lors de collaborations au cours de la thèse

- Gaillard, C., Gauthier, R., Cloutier, L. & Dourmad, J.-Y. 2019. Exploration of individual variability to better predict the nutrient requirements of gestating sows. *Journal of Animal Science*, 97(12), 4934-4945. <https://doi.org/10.1093/jas/skz320>
- Gaillard, C., Quiniou, N., Gauthier, R., Cloutier, L. & Dourmad, J.-Y. 2020. Evaluation of a decision support system for precision feeding of gestating sows. *Journal of Animal Science*, 98(9). <https://doi.org/10.1093/jas/skaa255>

Communications lors de collaborations au cours de la thèse

- Gaillard, C., Gauthier, R. & Dourmad, J.-Y. 2019a. Mineral precision feeding for gestating sows. *EAAP 2019 - 70th Annual Meeting of the European Federation of Animal Science*. Poster.
- Gaillard, C., Gauthier, R. & Dourmad, J.-Y. 2019b. Variability in gestating sows' nutrient requirements. *EAAP 2019 - 70th Annual Meeting of the European Federation of Animal Science*. Poster.
- Gaillard, C., Gauthier, R. & Dourmad, J.-Y. 2020. Gestating sows' feeding behaviour with precision feeding. *EAAP 2020 - 71th Annual Meeting of the European Federation of Animal Science*, 26, 112. Résumé.
- Dourmad, J.-Y., Gauthier, R. & Gaillard, C. 2021. Évolution des concepts nutritionnels et des méthodes d'alimentation des truies reproductrices : historique et perspectives. *Journées de la Recherche Porcine*, 53. Article (13 p.) et communication.

INTRODUCTION

Le secteur de l'élevage est au cœur des enjeux de durabilité de l'agriculture au niveau mondial. Tirée par la demande des pays en développement, l'offre mondiale pour des produits alimentaires d'origine animale devrait continuer de progresser au cours des prochaines décennies (Alexandratos & Bruinsma, 2012), permettant ainsi de renforcer la sécurité alimentaire mondiale par l'apport de protéines, de vitamines et d'oligoéléments à hautes valeurs nutritionnelles. Les productions animales doivent néanmoins faire face à de nombreux défis structurels liés aux effets de l'activité d'élevage sur le climat, la santé (humaine, animale et environnementale), ou encore, la disponibilité de certaines ressources telles que l'eau (Steinfeld *et al.*, 2006). Par ailleurs, l'acceptabilité des différents systèmes d'élevage à travers notamment la question du bien-être animal est une préoccupation de plus en plus forte au sein de la société (Krystallis *et al.*, 2009). C'est dans ce contexte que la stratégie *De la Ferme à la Table*, mise en place au sein du Pacte Vert pour l'Europe, propose de réduire de 50% le gaspillage alimentaire, de réduire de 50% la vente d'antimicrobiens destinés aux animaux élevage, et d'atteindre 25% de productions biologiques d'ici à 2030 (European Commission, 2020). Le succès de telles transitions réside notamment dans l'amélioration de la gestion des ressources utilisées, et dans l'accélération de l'évolution technologique en élevage (Steinfeld *et al.*, 2006).

L'aliment du bétail est la principale ressource utilisée en élevage et présente de nombreuses implications en termes de durabilité environnementale, sociale et économique. Au niveau environnemental, l'alimentation constitue un levier d'action important pour la réduction de l'utilisation de ressources non renouvelables, et la prévention des rejets de polluants dans l'environnement (Jondreville & Dourmad, 2005). Les stocks fossiles mondiaux de phosphore, macroélément minéral indispensable à de nombreuses fonctions physiologiques chez le porc, tendent par exemple à s'épuiser avec des réserves estimées entre 100 et 300 ans selon les hypothèses (van Enk *et al.*, 2011), voire moins si l'on considère seulement les ressources non contaminées par du cadmium (Dourmad *et al.*, 2020). Les rejets de polluants dans l'environnement tels que l'azote excrété dans les déjections sont quant à eux à l'origine d'émissions gazeuses d'ammoniac qui contribuent à la production de particules fines et à l'émission de protoxyde d'azote, un puissant gaz à effet de serre. L'azote sous forme d'ion nitrate et le phosphore contenus dans les déjections animales sont aussi considérés comme certaines des principales causes d'eutrophisation des eaux douces et marines, et de dégradation du paysage côtier dans les bassins de production les plus denses (Carpenter *et al.*, 1998). L'alimentation animale constitue également un levier d'action pour les enjeux de société. Elle se retrouve en effet parfois en compétition avec

l'alimentation humaine pour l'utilisation de certaines ressources végétales (Laisse *et al.*, 2018), et importe des quantités importantes de matières premières riches en protéines comme le tourteau de soja, souvent associées à la déforestation. L'alimentation peut aussi jouer un rôle important sur le bien-être animal (Meunier-Salaün *et al.*, 2007). Chez le porc, des recherches ont par exemple démontré que l'enrichissement en fibres des aliments pour les truies gestantes réduisait les troubles du comportement, en particulier les stéréotypies, pendant la gestation, réduisait les troubles digestifs péri-partum (Göransson, 1989) et stimulait la consommation d'aliment en début de lactation (Le Gall *et al.*, 2009). Finalement au niveau économique, l'alimentation est le premier poste de consommations intermédiaires et constituait en France, en 2015, 65% du coût de revient des élevages porcins naisseurs-engraisseurs. Mieux valoriser les ressources alimentaires onéreuses constitue donc un objectif important, l'enjeu étant d'améliorer la rentabilité et la compétitivité des exploitations. Ceci passe par l'amélioration de l'efficacité alimentaire qui dépend à la fois du niveau de productivité, de la quantité et du coût de l'aliment consommé. La mise en œuvre de stratégies utilisant de façon plus efficace les aliments du bétail permet donc d'améliorer la durabilité globale des systèmes d'élevage.

De nombreuses évolutions technologiques permettent aujourd'hui d'établir de nouvelles connaissances scientifiques et d'améliorer la durabilité et l'efficacité des systèmes d'élevage. Le concept d'élevage de précision rassemble une grande partie des évolutions récentes et constitue une nouvelle approche des systèmes d'élevage reposant à la fois sur l'ingénierie des procédés, l'utilisation importante des nouvelles technologies, et une meilleure gestion de l'information disponible en élevage (Wathes *et al.*, 2008 ; Pomar *et al.*, 2019). Contrairement aux systèmes d'élevage traditionnels, les décisions dans de tels systèmes sont davantage basées sur des informations disponibles en grand nombre à différentes échelles de l'exploitation, généralement en temps réel, plutôt que sur l'expérience seule de l'éleveur (García *et al.*, 2020). Ceci est rendu possible par une automatisation croissante de la collecte et du stockage de données en élevage, et par un traitement efficace de ces données généralement par apprentissage automatique (*machine learning* en anglais). Les données collectées peuvent prendre la forme de mesures discrètes ou continues, d'images, de vidéos et de sons. Les connaissances extraites de ces données permettent par exemple d'analyser automatiquement le comportement de ruminants au pâturage, de détecter le moment de la parturition ou la période d'œstrus, la posture d'un animal, ou encore de détecter l'apparition de problèmes locomoteurs ou respiratoires (García *et al.*, 2020). Les applications fonctionnant selon les principes de l'élevage de précision et liées à l'utilisation des ressources alimentaires sont regroupées par le concept d'*alimentation de précision* et permettent d'apporter des réponses à de multiples enjeux rencontrés par les systèmes d'élevage.

Chez la truie, comme chez la plupart des mammifères, la lactation est sur le plan nutritionnel la fonction physiologique la plus exigeante (NRC, 2012), ce qui implique d'apporter une attention particulière à son alimentation. Les besoins nutritionnels pour la production laitière

sont en effet très élevés, en particulier chez les truies hyper-prolifiques, et ne sont bien souvent pas couverts du fait d'un appétit trop faible (Noblet *et al.*, 1990). Les réserves corporelles de protéines et de lipides sont alors mobilisées à des fins de production laitière (Noblet & Etienne, 1986). Les déficits nutritionnels subis durant la lactation, lorsqu'ils sont trop marqués, ont des répercussions négatives sur les cycles de reproduction ultérieurs (Trottier *et al.*, 2015) et peuvent conduire à des réformes prématurées réduisant ainsi la longévité des truies au sein de l'exploitation (Dourmad *et al.*, 1994). Un déficit nutritionnel prononcé entraîne également une moindre production de colostrum et de lait, ce qui peut accroître la mortalité néonatale et ralentir la croissance des porcelets (Theil *et al.*, 2014) rendant ainsi leur sevrage plus difficile. Un objectif prégnant en élevage consiste donc à couvrir au mieux les besoins des truies en lactation dans l'objectif d'atteindre de bonnes performances zootechniques tout en favorisant la longévité des animaux.

En élevage, les truies en lactation reçoivent le plus souvent un aliment unique dont la composition est optimisée pour couvrir les besoins à l'échelle du troupeau, limiter les coûts et parfois réduire les rejets de polluants à l'échelle de l'exploitation. Les systèmes d'alimentation actuels ne considèrent pas la variabilité des besoins entre les truies alors que des travaux ont montré qu'elle était importante chez le porc en croissance (Brossard *et al.*, 2010; Vautier *et al.*, 2013) et chez la truie en gestation (Dourmad *et al.*, 2017). En lactation, ces sources de variation des besoins peuvent être associées à l'individu (rang de portée, potentiel de production laitière, appétit, origine génétique, . . .), à son environnement (conditions de logement, ambiance, température. . .) et aux pratiques d'alimentation (équipements de distribution, composition et présentation de l'aliment, hygiène. . .) (Pomar *et al.*, 2009; Dourmad, 2019). En pratique, l'éleveur tente d'ajuster quotidiennement la quantité d'aliment distribué à l'appétit et aux besoins de chaque truie en évitant le gaspillage d'aliments, mais la composition de cet aliment unique reste la même pour toutes les truies, tout au long de la lactation. La mobilisation parfois importante des réserves corporelles des truies pendant la lactation et les problèmes de reproduction qui peuvent en découler (Quesnel, 2005) soulignent cependant les limites des systèmes d'alimentation actuels.

Des systèmes d'alimentation de précision voient le jour depuis une dizaine d'année pour pallier ce type de problème et délivrer au bon moment une ration alimentaire dont la composition et la quantité sont adaptées aux besoins de chaque animal (Pomar & Remus, 2019). La complexité de ces systèmes réside dans l'estimation et la distribution d'une ration propre à chaque animal. L'estimation de rations à l'échelle individuelle est toutefois aujourd'hui possible grâce aux connaissances nutritionnelles acquises pour chaque stade physiologique au cours des dernières décennies. A l'ère du *Big Data*, elle est également rendue possible par le développement d'algorithmes d'apprentissage automatique permettant de bâtir des modèles prédictifs performants, lorsqu'ils sont appliqués à des phénotypes mesurés en élevage. Selon les types de données et les applications, ces algorithmes ont en effet démontré leur performance dans des

champs aussi variés que la reconnaissance d'images ou de la parole, l'établissement de diagnostics médicaux ou la prévision de marchés financiers (Han *et al.*, 2011). L'apparition de nouveaux systèmes d'alimentation est aussi rendue possible par la mise au point ces dernières années de nouveaux équipements capables de distribuer des rations individualisées, tant au niveau de leur quantité que de leur composition. Bien que l'intérêt des systèmes d'alimentation de précision ait été démontré en conditions expérimentales chez le porc en croissance (Pomar *et al.*, 2009) et la truie en gestation (Dourmad *et al.*, 2017), le potentiel de ces systèmes n'a en revanche pas été exploré à ce jour chez la truie en lactation. Il est donc aujourd'hui nécessaire d'approfondir les connaissances en alimentation de précision des truies en lactation pour contribuer à l'amélioration de l'utilisation des ressources alimentaires en exploitation.

Un premier objectif de la thèse est de produire les connaissances nécessaires sur les besoins nutritionnels des truies en lactation à l'échelle individuelle et leur variabilité au cours du temps. Un second objectif est de mettre au point et d'évaluer un premier Outil d'Aide à la Décision appliquant les concepts de l'alimentation de précision en lactation. Cet Outil d'Aide à la Décision permettra d'estimer la ration optimale à délivrer à une truie en lactation en temps réel.

Cette thèse a été conduite dans le cadre de l'institut de Convergence #DigitAg et du programme de recherche européen Feed-A-Gene visant à accroître l'efficacité alimentaire et la durabilité des systèmes d'élevages de monogastriques (Figure 1). Ce document s'ouvre avec une synthèse bibliographique (Chapitre 1), suivie de la présentation de la démarche scientifique (Chapitre 2). Nous présentons ensuite les résultats obtenus au cours de son élaboration (Chapitres 3, 4, 5), et de son application en conditions d'élevage (Chapitres 6). Une discussion générale (Chapitre 7) et une conclusion viennent refermer la thèse.



FIGURE 1 – Institutions et programmes partenaires de cette thèse

INTRODUCTION BIBLIOGRAPHIQUE

Le contexte environnemental, sociétal, économique, et technologique favorise l'apparition de nouveaux systèmes d'alimentation capables de mieux adapter les apports de chaque nutriment aux besoins des animaux. Ces systèmes portent le nom de "systèmes d'alimentation de précision" ou "d'alimentation sur mesure" de par leur capacité à intégrer la variabilité des besoins nutritionnels entre individus, et au cours du temps, contrairement aux systèmes traditionnels qui agissent à une échelle d'organisation de l'exploitation généralement supérieure comme celle du troupeau. Ce chapitre a pour objectif de synthétiser les connaissances scientifiques préalables et nécessaires au développement de l'alimentation de précision chez la truie en lactation.

Nous reviendrons tout d'abord sur la gestion et l'alimentation du troupeau de truies en élevage (Section 1.1). Nous présenterons ensuite les concepts généraux de l'élevage de précision en rapport avec l'aide à la décision en élevage porcin (Section 1.2), avec notamment un focus sur les dispositifs d'alimentation de précision existants chez le porc en croissance et la truie en gestation (Sous-section 1.2.3). Nous synthétiserons ensuite les connaissances actuelles portant sur l'estimation par modélisation des besoins nutritionnels en lactation, et des principaux facteurs de variation de ces besoins (Section 1.3). Puis, nous consacrerons la section suivante aux méthodes d'apprentissage automatique utilisées en élevage de précision, avec notamment des méthodes applicables à des phénotypes pouvant être mesurés aujourd'hui en élevage, chez la truie en lactation (Section 1.4).

1.1 La gestion du troupeau de truies en élevage

1.1.1 Le cycle de reproduction de la truie

La gestation, la lactation et l'Intervalle Sevrage-Œstrus (ISO) constituent les trois périodes principales du cycle de reproduction des truies (Figure 1.1). Ce cycle commence à l'œstrus, c'est-à-dire au moment de l'ovulation. L'œstrus dure en moyenne 53 heures chez la truie ([Signoret et al., 1967](#)). La fécondation doit intervenir pendant cette période pour qu'il y ait gestation. Lorsque l'insémination n'est pas fécondante, le cycle sexuel de la truie recommence et aboutit à un nouvel œstrus environ 21 jours plus tard, durée moyenne du cycle sexuel. La gestation se caractérise par le développement de l'utérus, la mise en place des placentas, la croissance embryon-

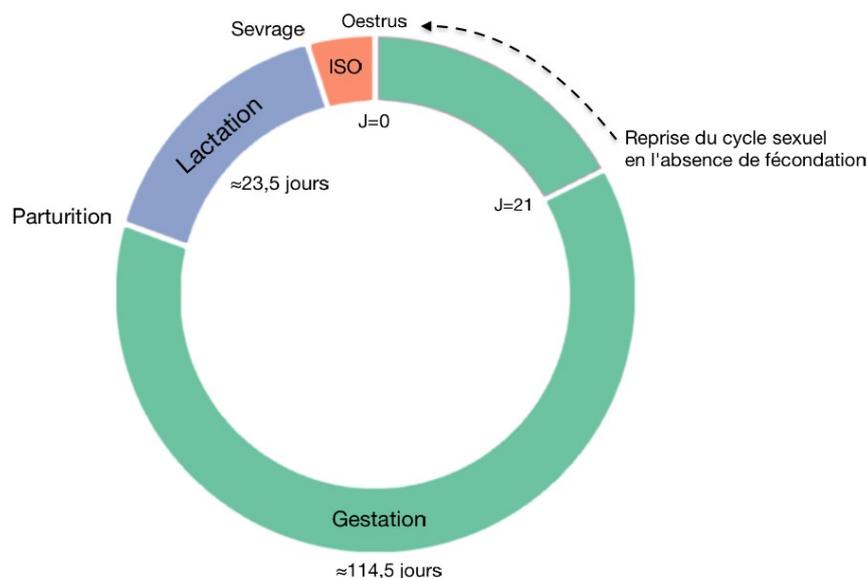


FIGURE 1.1 – Le cycle de reproduction de la truie

naire puis fœtale, et avant la mise-bas, par le développement de la glande mammaire. Les cellules épithéliales mammaires sont fonctionnelles dans les derniers jours de gestation (Devilleers *et al.*, 2006) et une partie du colostrum est alors synthétisée (Theil, 2015). La gestation dure en moyenne 114,5 jours avec un écart-type de 0,6 jour (IFIP, 2016).

Dès le démarrage de la parturition, le colostrum est ingéré par les porcelets, avant d'être progressivement remplacé par le lait, au bout de 24 heures environ. Le colostrum joue un rôle déterminant dans les premières heures de vie des porcelets car ceux-ci sont dépourvus de protection immunitaire et disposent de très peu de réserves énergétiques (Devilleers *et al.*, 2006). Le lait assure ensuite la croissance des porcelets.

Dans des conditions «naturelles», la durée de la lactation est d'environ 3 mois, le sevrage de porcelets étant très progressif. Dans l'Union Européenne, la durée d'allaitement doit être au moins de 28 jours pour des raisons de bien-être animal. La directive 2001/93 de la Commission Européenne autorise toutefois un sevrage à 21 jours lorsque les porcelets sont « *déplacés dans des locaux spécialisés, vidés, nettoyés et désinfectés, [...] limitant autant que possible les risques de transmission de maladies aux porcelets* ». En 2015, la durée de lactation était en moyenne de $23,5 \pm 3,4$ j dans les élevages Français (IFIP, 2016), ce qui correspond en fait à une moyenne entre des élevages qui sèvrant les porcelets à 21 jours et des élevages qui les sèvrant à 28 jours. Des durées de lactation plus courtes, de l'ordre de 2 semaines, sont parfois pratiquées en dehors de l'Union Européenne. Dans les élevages biologiques, la durée d'allaitement est plus longue, au minimum de 42 jours.

L'ISO dure généralement entre 5 et 15 jours (Vesseur *et al.*, 1994) et constitue la dernière

TABLEAU 1.1 – Evolution des performances de truies dans les élevages français (IFIP, 2017)

Année	1980	1990	2000	2016		
				moyenne	top 10%	top 1%
Nb élevages	8680	4800	3745	1327	132	13
Nb de truies/élevage	49	82	146	262	393	361
Taille de portée						
Nés totaux	10.7	11.4	12.8	14.8	15.5	16.8
Nés vivants	10.2	10.8	11.9	13.7	14.5	15.6
Sevrés	8.9	9.4	10.4	11.8	12.8	13.7
Survie des porcelets, %	83.1	82.4	81.2	79.7	82.5	81.5
Croissance de portée (kg/j)	1.80	2.05	2.50	2.80	3.00	3.10
Porcelets sevrés/truie/an	20.2	22.2	25.2	29.4	32.7	34.8
Durée de la lactation, j	30.2	27.4	25.8	23.8	21.8	21.6
ISSF, j	15.1	11.6	9.1	7.9	6.9	6.8
Nb de portées par an	2.28	2.37	2.43	2.49	2.54	2.54
Nb de portées à la réforme	4.3	4.6	4.9	5.4	5.3	4.5

étape précédant le début d'un nouveau cycle de reproduction. L'ISO s'élevait en moyenne à $5,8 \pm 1,6$ j dans les élevages Français en 2015 (IFIP, 2016). Toutefois, compte-tenu de la non fécondation de certaines truies, l'Intervalle Sevrage-Saillie Fécondante (ISSF) est en moyenne un peu plus long (7,9 jours, Tableau 1.1). En moyenne, la durée totale du cycle est de 146 jours, et les truies réalisent donc près de 2,5 lactations par an (Tableau 1.1).

Au cours de leur vie productive, les truies réalisent environ 5 cycles de reproduction avant d'être réformées (Tableau 1.1). Les réformes interviennent principalement suite à l'apparition de problèmes ayant un effet négatif sur le déroulement du cycle de reproduction, tels que des problèmes locomoteurs ou de reproduction, et lorsque les performances des truies se dégradent de manière importante (Section 1.1.4). Plusieurs causes ont été mises en avant pour expliquer les différences observées dans le nombre moyen de cycle de reproduction effectués par truie avant réforme. On retrouve parmi elles le type génétique de la truie, l'alimentation entre la fin de la croissance des nullipares et le premier œstrus, l'âge à la puberté, l'âge à la première mise-bas, mais aussi certaines causes liées à l'alimentation, en particulier durant la lactation (Stalder *et al.*, 2004). Il semblerait en effet que de faibles apports en protéines et énergie pendant cette période puissent induire des difficultés de retour en œstrus après sevrage (Dourmad *et al.*, 1994, Section 1.1.5).

1.1.2 La conduite des troupeaux de truies

En élevage, les truies sont allotées en fonction de leur stade physiologique afin d'organiser le travail. Cette organisation porte le nom de conduite en bandes. En pratique, les truies d'une même bande sont toutes sevrées le même jour (Martel, 2008, Figure 1.1). Ceci permet de grouper les venues en chaleur qui ont lieu en moyenne $5,8 \pm 1,6$ jours après la séparation des porcelets, cet intervalle étant un peu plus long chez les truies primipares que chez les multipares (Vesseur *et al.*, 1994). Le sevrage a généralement lieu le mercredi ou le jeudi, ce qui permet de regrouper les inséminations le début de la semaine suivante, et par conséquent les mise-bas environ 16 semaines plus tard, au terme de la gestation. Lorsqu'une truie n'est pas gravide, elle est ré-inséminée et intégrée avec les truies de la bande suivante. De cette manière, le stade physiologique des truies d'une même bande reste homogène.

Dans la conduite traditionnelle en 7 bandes par exemple, le cycle de reproduction est espacé de 3 semaines entre chaque bande, ce qui permet de regrouper les actes techniques réalisés par l'éleveur sur le troupeau (Martel, 2008). Ainsi, sur 3 semaines, les opérations suivantes se succèdent : (i) mise-bas de la bande n la première semaine, (ii) sevrage de la bande $n - 1$ la semaine suivante, (iii) puis inséminations artificielles de la bande $n - 1$ la troisième semaine. Dans cette conduite, les porcelets sont sevrés autour de 28 jours d'âge. Outre l'organisation du travail, la conduite en bande facilite la gestion des porcelets sur-numéraires et permet d'homogénéiser les tailles de portée pendant la semaine de mise bas (Martel *et al.*, 2008). Les porcelets peuvent en effet être adoptés par une autre truie, lorsque la production laitière ou le nombre de tétines de leur mère sont insuffisants (Orgeur *et al.*, 2002). La conduite en bande permet enfin d'instaurer des périodes de vide sanitaire entre deux bandes dans les locaux d'élevage. Comme nous allons le voir dans la section 1.1.3, le changement de stade physiologique s'accompagne en effet d'un transfert vers un espace adapté à ce nouveau stade.

1.1.3 Le logement et les dispositifs d'alimentation associés

Le logement des truies est adapté à leur stade physiologique (Gustafsson, 1983 ; den Hartog *et al.*, 1993 ; *Mémento de l'éleveur de porc*, 2013). Après le sevrage et jusqu'à la quatrième semaine suivant l'insémination, les truies peuvent être élevées en loges individuelles. Elles le sont généralement dans une salle spécifique dénommée *verraterie* ou *attente saillie* (Figure 1.2a) dédiée à la détection des chaleurs et à l'insémination. Elles peuvent ensuite y rester jusqu'à la confirmation de la gestation. Au-delà de cette période, dans les pays de l'Union Européenne, la gestation se fait obligatoirement en groupes (Figure 1.2b) pour des raisons de bien-être animal (directive 2001/88 CE).

La lactation se déroule le plus souvent dans des cases individuelles au sein d'une salle de *maternité*. Pendant cette période, les truies peuvent être libres ou bloquées dans une stalle (Salaün

et al., 2004, Figures 1.2c, 1.2d). Le déplacement des animaux entre la salle gestation et la maternité se déroule entre quelques jours et une semaine avant la mise-bas, selon la conduite adoptée dans l'élevage et la disponibilité des maternités (Theil, 2015). Au cours de la lactation, l'éleveur peut donc apporter des soins individualisés à chaque truie et chaque portée. Il peut aussi enregistrer les performances individuelles des truies et calculer les performances de son troupeau avec des outils de Gestion Technique des Troupeaux de Truies (GTTT) (Section 1.1.4).

Les dispositifs d'alimentation sont spécifiques à chaque phase du cycle biologique de la truie (den Hartog *et al.*, 1993). Pour les truies gestantes, il existe principalement deux types de systèmes d'alimentation : (i) les systèmes d'alimentation *en simultané* permettent de distribuer l'aliment à toutes les truies d'une même salle en même temps, une à deux fois par jour. Cette distribution peut se faire individuellement lorsque les truies sont logées en cases individuelles, ou collectivement lorsque les truies sont élevées en groupe ; (ii) les systèmes d'alimentation *séquentiels* permettent la distribution individualisée de l'aliment, les truies venant successivement se nourrir dans un dispositif d'alimentation automatisée, appelé Distributeur Automatique de Concentrés (DAC) (Thomas *et al.*, 2018). Ces dispositifs sont généralement associés à une Radio-Identification (RFID) des truies, et parfois à un système automatique de pesée, ce qui permet d'apporter une quantité d'aliment spécifique à chaque animal. L'aliment est distribué sous forme sèche ou humide (Solà-Oriol & Gasa, 2016) et de manière restreinte pour éviter une prise de poids excessive.

En maternité, les truies disposent d'une auge individuelle pour la réception d'un aliment dont la composition est généralement identique tout au long de la lactation. Selon les systèmes, l'aliment est distribué sous forme liquide (soupe) ou solide, et la distribution est automatisée ou manuelle.

1.1.4 L'évaluation des performances du troupeau de truie

Les performances des truies sont régulièrement évaluées au cours du cycle de reproduction (Tableau 1.1) à travers des indicateurs liés à la prolificité des truies et à la durée des phases du cycle (Martel, 2008). La prolificité est mesurée à travers le nombre de porcelets nés vivants, le nombre de porcelets morts-nés, et le nombre de porcelets sevrés. Ces valeurs permettent notamment de calculer le taux de mortinatalité, et le taux de perte entre la naissance et le sevrage, ce qui renseigne l'éleveur sur les qualités maternelles des truies. La croissance de la portée renseigne sur la capacité de production laitière de la truie.

On évalue aussi le nombre moyen de porcelets sevrés par truie et par an afin de représenter globalement la productivité des truies. Entre 1980 et 2016, le nombre moyen de porcelets sevrés par truie et par an est passé de 20,2 à 29,4. Cette considérable amélioration a notamment été permise par la sélection de lignées de truies hyperprolifiques (Tableau 1.1).

Les indicateurs liés à la durée sont relatifs au déroulement du cycle de reproduction de la



FIGURE 1.2 – Exemple de salles d'élevage

truie et permettent de mesurer à la fois des performances liées aux truies et des performances liées aux pratiques de l'éleveur. La durée "normale" d'un cycle se compose de la durée de lactation, de l'ISO et de la durée de gestation. La durée de lactation moyenne était de 30,2 jours en 1980 contre 23,8 jours en 2016 (Tableau 1.1). Cette réduction s'explique par l'adoption de nouvelles conduites en bande des élevages favorisant un sevrage à 21 jours des porcelets (conduite en 4 et 5 bandes par exemple). L'ISSF et le taux de fécondation renseignent l'éleveur sur le niveau de réussite des inséminations artificielles. Un ISSF plus long est associé à un taux de fécondation inférieur, et implique de réaffecter les truies non fécondées lors de la précédente insémination artificielle à une nouvelle bande. Ceci a pour conséquence d'allonger la durée des périodes improductives de la truie, et donc de réduire le nombre de portées par an.

Des indicateurs liés à la démographie du troupeau peuvent également être observés. Le taux

TABLEAU 1.2 – Influence du rang de portée sur les besoins en énergie et en lysine des truies en gestation et en lactation (d'après [Dourmad et al., 2008](#))

Portée ¹	Moyenne	1	2	3	4	5	6
Gestation							
Besoin en énergie, MJ/j	36.2	33.5	37.2	37.5	36.6	36.3	36
Besoin en lysine digestible							
g/j	12.2	13.5	12.9	12.2	11.8	11.6	11.4
g/kg	4.3	5.1	4.4	4.2	4.1	4.1	4.0
Lactation¹							
Energie							
Besoin, MJ/j	97.9	90.1	94.9	100.5	101.6	101	99.3
Consommation, MJ/j	82	68.1	78.8	86.2	86.2	86.2	86.2
Consommation, en % du besoin	83.6	75.6	83	85.8	84.8	85.3	86.8
Besoin en lysine digestible							
g/j	45.3	43.3	44.6	46.5	46.5	45.8	44.9
g/kg	7.2	8.3	7.4	7	7	6.9	6.8
Variation Gestation-Lactation²							
Energie, %	71	69	55	68	78	78	76
Lysine, %	172	121	146	181	194	195	194

¹ moyennes calculées pour un élevage produisant 25 porcelets par truie par an, avec un poids de porcelets au sevrage de 8 kg (2,6 kg/j) de croissance de portée

² augmentation du besoin moyen entre la gestation et la lactation

de réforme donne des renseignements sur la santé du troupeau de truies et les performances de reproduction ; il augmente lorsque la situation se dégrade. Le nombre de portées à la réforme renseigne lui sur la longévité des truies au sein du troupeau. Plus il est élevé, plus les performances des truies sont bonnes dans la durée.

1.1.5 Apports nutritionnels et performances des truies allaitantes

Les besoins nutritionnels des truies sont particulièrement élevés pendant la lactation et ne sont généralement pas couverts par l'ingestion spontanée d'aliment ([Noblet et al., 1990](#)). En effet, le passage de la gestation à la lactation se traduit par une hausse des besoins énergétiques et azotés, de respectivement +70% et +170% ([Dourmad et al., 2008](#), Tableau 1.2). Les truies hyperprolififiques exportent ainsi dans le lait jusqu'à l'équivalent de 75% de l'Énergie Métabolisable (EM) et 90% des Acides Aminés (AA) digestibles consommés ([Dourmad et al., 2008](#)).

Compte tenu de la variabilité de la production laitière, les besoins nutritionnels journaliers diffèrent très largement entre les truies. La production laitière est donc le principal déterminant des besoins énergétiques et azotés journaliers de la truie en lactation ([Dourmad et al., 2008](#)). La production laitière est elle-même influencée principalement par la taille de la portée et les condi-

tions d'ambiance (Section 1.1.3). En pratique, l'appétit des truies est généralement insuffisant pour couvrir de tels besoins, en particulier chez les truies primipares (Tableau 1.2).

L'ingestion des animaux monogastriques est essentiellement régulée par l'homéostasie énergétique (Sauvant, 2005a). Cela signifie que, dans certaines limites, la quantité d'énergie ingérée présente une certaine constance quelle que soit la nature de la ration. L'augmentation de la concentration énergétique du régime se fait donc au détriment de la consommation globale de matière sèche (Sauvant, 2005a) et potentiellement des autres nutriments, si leur teneur n'est pas ajustée relativement à l'énergie. Dans des conditions climatiques tempérées, l'ingestion ne permet en moyenne de couvrir que 83% des besoins énergétiques des truies multipares et 75% seulement pour les primipares (Dourmad *et al.*, 2008). On considère donc généralement que la conduite alimentaire en lactation doit permettre de maximiser l'ingestion de nutriments (Eissen *et al.*, 2003) pour limiter le déficit énergétique, le problème en pratique étant de limiter le gaspillage d'aliment qui est favorisé par l'alimentation à volonté. Dans certains cas, l'aliment est conservé dans un réservoir situé au-dessus de l'auge et apporté par petites doses à la demande de la truie, ce qui permet une alimentation libérale tout en limitant les risques de gaspillage (Trottier *et al.*, 2015).

Les besoins en AA et en minéraux pourraient en revanche être plus facilement couverts en faisant varier leurs teneurs dans l'aliment sans affecter la consommation globale de matière sèche. Ainsi, le besoin moyen en lysine digestible dans des conditions climatiques tempérées et pour des niveaux moyens de production laitière varie entre 8,3 à 6,8 g/kg d'aliment au cours des lactations successives (Dourmad *et al.*, 2008), la valeur la plus élevée étant observée chez les truies primipares. Toutefois, ces moyennes cachent une grande variabilité entre animaux d'un même rang de portée. Il est actuellement impossible d'ajuster cette teneur aux besoins spécifiques d'un animal puisqu'en élevage les pratiques d'alimentation reposent sur la distribution d'un aliment unique. Les truies les plus performantes et celles dont l'appétit est plus faible, en particulier les primipares, subissent donc fréquemment des déficits en AA et en minéraux.

Dans ces conditions, les réserves corporelles de la truie sont mobilisées à des fins de production laitière. La quantité et la nature des réserves corporelles mobilisées dépendent de l'importance et de la nature du déficit nutritionnel (Dourmad *et al.*, 2008). En cas de déficit énergétique, l'énergie des réserves lipidiques est mobilisée et directement transférée au lait, avec une efficacité élevée. Les protéines musculaires sont principalement mobilisées en cas de déficit protéique. Toutefois il semble que des protéines puissent également être utilisées en cas de déficit énergétique (Pomar *et al.*, 1991). L'intensité du déficit protéique est estimé en pratique par la perte de poids vif entre la mise-bas et le sevrage. La perte d'épaisseur de gras dorsal constitue quant à elle un bon indicateur de la mobilisation des réserves lipidiques et par voie de conséquence, du déficit énergétique subi.

Malgré la contribution des réserves corporelles, les déficits protéiques et de faibles apports

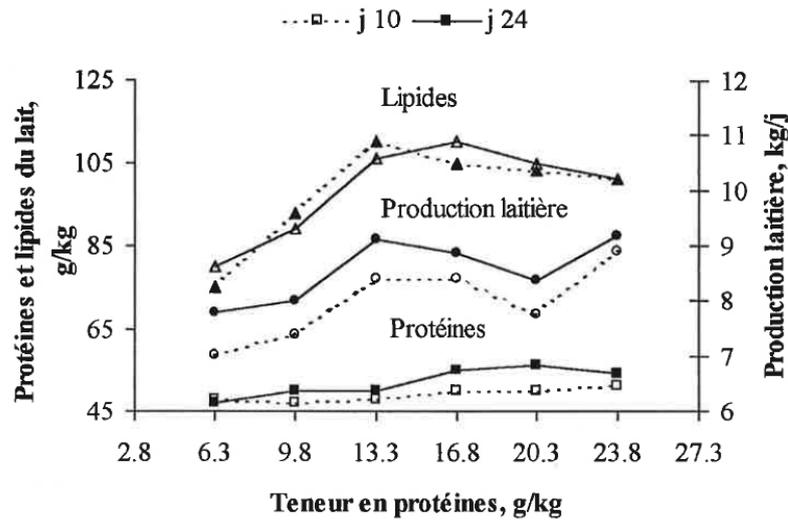


FIGURE 1.3 – Influence de la teneur en protéines de l'aliment sur la production laitière des truies et la composition du lait (d'après King *et al.*, 1993)

en AA limitants peuvent pénaliser la production laitière et réduire la quantité et la teneur en protéines du lait, ce qui en retour pénalise la vitesse de croissance des porcelets (King & Dunkin, 1986; Eastham *et al.*, 1988; King *et al.*, 1993; Etienne *et al.*, 2000). À l'inverse, l'augmentation de la teneur en protéines de l'aliment a pour effet d'améliorer la production laitière des truies et la teneur en protéines et lipides du lait (King *et al.*, 1993). Que ce soit au 10^{ème} ou au 24^{ème} jour de lactation, la production laitière et la teneur en lipides du lait augmentent de façon linéaire pour des teneurs en protéines en protéines allant de 6,3 à 13,3 %, puis stagne voire décroît au-delà (Figure 1.3). La teneur en protéines du lait quant à elle suit une augmentation quasi régulière pour des teneurs en protéines de l'aliment allant de 6,3 à 23,8 %.

Un déficit modéré en énergie paraît en revanche moins pénalisant. La production laitière est en effet peu affectée tant que la truie dispose de réserves corporelles suffisantes pour pallier le déficit et que ce déficit n'est pas excessif (Henry et Etienne, 1978; Nelssen *et al.*, 1985; Noblet et Etienne, 1986 cités par Etienne *et al.* (2000)). Le déficit énergétique s'accompagne en effet d'un enrichissement du lait en lipides qui compense la légère diminution de la quantité produite (Noblet & Etienne, 1986). Par contre, comme le montre Renaudeau (2001) sur la base d'une méta-analyse, un rationnement énergétique plus prononcé s'accompagne d'une réduction de la croissance de la portée (-7,5 g/j par MJ d'énergie digestible) associée à une forte augmentation de la perte de poids des truies (+23 g/j par MJ d'énergie digestible). Lorsque la diminution de l'apport en énergie résulte de l'accroissement de la température, il semble que la réduction de la croissance de portée soit plus importante (13 g/j par MJ d'énergie digestible) ce qui semble indiquer que la température ambiante affecte directement la production laitière (Renaudeau, 2001).

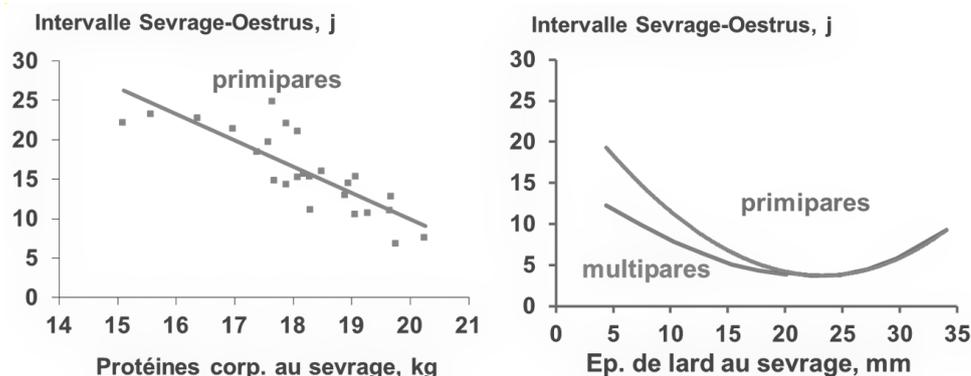


FIGURE 1.4 – Influence de la quantité de protéines corporelles au sevrage (King, 1987) et de l'épaisseur de gras dorsal (Whittemore & Morgan, 1990) sur l'intervalle sevrage-oestrus.

Une mobilisation excessive des réserves corporelles, résultant d'apports insuffisants en protéines ou en énergie, affecte les performances de reproduction des truies après le sevrage, cet effet étant plus marqué chez les jeunes truies (Quesnel, 2005). Les conséquences connues sont « un allongement de l'intervalle sevrage-œstrus (Reese et al., 1982 ; King et Williams, 1984 ; Kirkwood et al., 1987a,b, 1990 ; Baidoo et al., 1992), des absences d'œstrus plus fréquentes (Kirkwood et al., 1987a,b), un taux d'ovulation inférieur (Zak et al., 1997), un taux de fécondation en saillie première plus faible (Kirkwood et al., 1987a,b) et un taux de mortalité au stade embryonnaire plus élevé (Kirkwood et al., 1987a, 1990 ; Baidoo et al., 1992) » (cités par Eissen et al., 2000). La durée de l'ISO s'accroît avec la diminution des réserves corporelles pendant la lactation. Chez les truies primipares, l'allongement de l'ISO est en effet négativement corrélé à la quantité de protéines corporelles présentes au sevrage et négativement corrélé à l'épaisseur de lard dorsal au sevrage (Figure 1.4). L'effet de l'Épaisseur de Lard Dorsal (ELD) au sevrage sur l'allongement de l'ISO semble également plus marqué chez les primipares que chez les multipares. Ce retard à l'œstrus serait lié à un effet inhibiteur des déficits énergétiques et protéiques sur la sécrétion de GNRH pendant la lactation, ce qui réduit l'activité de l'axe gonadotrope et la sécrétion de l'LH au sevrage, et donc ralentit la croissance préovulatoire des follicules (Quesnel, 2005).

Lorsque la détérioration des performances devient trop forte, l'animal est reformé par l'éleveur (Section 1.1.4). Compte tenu du prix d'achat d'une cochette (286€ en moyenne), et de la période d'improductivité entre son entrée dans l'élevage et la première saillie (76 ± 22 j) (IFIP, 2016), il est donc important pour l'éleveur d'assurer la longévité des truies sur l'exploitation en limitant notamment la mobilisation de leurs réserves corporelles en lactation.

Éléments clés

Une truie réalise en moyenne 2,5 lactations par an. Chaque lactation est une période relativement courte du cycle biologique de la truie. L'alimentation au cours de cette période est distribuée par voie sèche ou humide dans une auge individuelle. Des apports nutritionnels insuffisants peuvent accroître la mobilisation des réserves corporelles de la truie, diminuer la croissance des porcelets, et conduire à une réforme prématurée de la truie.

1.2 Élevage de précision des porcs et outils d'aide à la décision

1.2.1 Principes généraux de l'élevage de précision

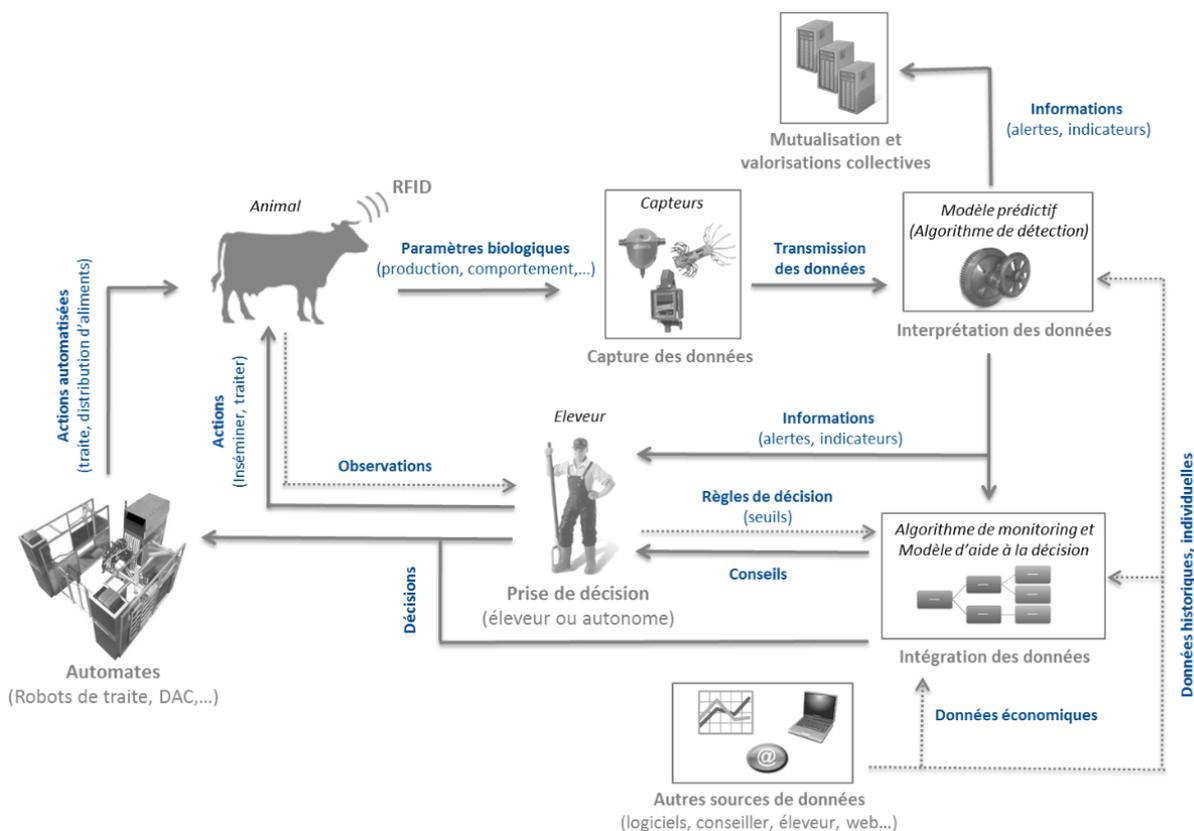
L'utilisation en élevage de nouvelles technologies dans le but d'améliorer les performances et la durabilité des productions animales forme le concept d'élevage de précision (Bewley, 2010). Cette définition plutôt générique a été enrichie et précisée par différents auteurs. D'après Berckmans (2017), l'élevage de précision se définit par le pilotage automatisé et continu des animaux d'élevage, 24h/24, 7j/7. D'après Hostiou *et al.* (2014), le rôle de l'élevage de précision consiste à aider l'éleveur dans sa prise de décision à l'échelle de l'individu grâce à des capteurs et des Technologies de l'Information et de la Communication (TIC) qui viennent compléter ses propres observations. Du fait de la collecte automatisée de données, l'élevage de précision permet de détecter certaines situations pouvant devenir critiques par des observations plus précoces et plus fréquentes (Veissier *et al.*, 2019). L'élevage de précision est donc un domaine de recherche où se croisent de multiples disciplines, *e.g.*, la biologie animale, la physiologie, l'éthologie, l'ingénierie, l'informatique, les sciences des données (Berckmans, 2017), dans l'optique 1) de produire des données à l'échelle de la plus petite unité vivante pouvant être pilotée en exploitation (Halachmi & Guarino, 2016), 2) de rendre plus efficace la prise de décision au regard de cette unité, et ainsi 3) d'améliorer la durabilité et les performances à l'échelle de l'exploitation. Les objectifs visés en termes d'amélioration de la durabilité concernent des domaines très divers comme : l'amélioration des performances économiques, l'amélioration de la santé et du bien-être des animaux, la réduction de l'utilisation de médicaments, la meilleure couverture des besoins nutritionnels et la réduction de l'excrétion de nutriments (N et P en particulier)

ou d'émissions gazeuses (méthane, ammoniac), l'amélioration des conditions de travail et du bien-être des éleveurs, l'amélioration de la qualité des produits . . .

Les animaux sont des systèmes *complexes* et *dynamiques*, présentant de fortes différences *entre individus* mais aussi *au cours du temps* dans l'expression de leurs phénotypes (Berckmans, 2017). Face aux nombreuses variations potentiellement observables entre deux individus, et l'importance du nombre d'animaux présents dans les élevages (de plusieurs centaines à plusieurs milliers dans les élevages porcins), il est généralement difficile pour les éleveurs à la fois d'observer individuellement et régulièrement ces animaux et de prendre des décisions spécifiques à chacun, à chaque jour. En pratique, les décisions sont alors davantage prises à des échelles plus larges, telles que l'ensemble du troupeau ou des groupes d'animaux présentant un stade physiologique comparable ou logés dans une même salle ou une même case.

En élevage de précision, les processus biologiques sont précisément pilotés à l'échelle de l'individu (ou de petits groupes d'individus comparables), sur la base de mesures continues de différents phénotypes (comportement, physiologie, croissance) par des capteurs (Wathes *et al.*, 2008). Ceci est rendu possible par des transferts technologiques depuis des industries de l'informatique, de la micro-électronique, des télécommunications, et aujourd'hui des nanotechnologies, vers le domaine de l'élevage (Hostiou *et al.*, 2014). Les capacités des capteurs et leur échelle de temps doivent respectivement être appropriés aux processus biologiques étudiés et correspondre à la dynamique de leur évolution. Des modèles mathématiques sont ensuite mis en œuvre pour représenter en temps réel la relation entre 1) des facteurs (environnementaux, nutritionnels, ...) agissant sur le processus biologique étudié et 2) l'expression des phénotypes associés au processus. Des informations sont transmises en retour à l'entité en charge de la régulation du processus, qui correspond généralement à l'éleveur. Cette entité est responsable de la prise de décision sur la base de ces informations, des réponses estimées par les modèles mathématiques, de ses propres observations et bien entendu de ses objectifs (Wathes *et al.*, 2008). Toutefois, dans le cadre de l'élevage de précision, appliquer autant de décisions individuelles peut être difficilement réalisable par l'éleveur seul. L'entité de décision peut alors également être un automate fonctionnant selon les mêmes principes.

Les différents éléments du concept d'élevage de précision sont représentés dans la figure 1.5 proposée par Allain *et al.* (2014). Les décisions sont prises par l'éleveur en fonction de ses objectifs ou par des automates. Ces décisions entraînent des actions sur l'animal pour piloter ses paramètres et ses processus biologiques en fonction de la réponse souhaitée. En élevage de précision, l'identification individuelle de l'animal est essentielle afin de lui associer chaque action et chaque mesure. Les mesures sont réalisées par des capteurs, ou éventuellement par les observations de l'éleveur. Les données mesurées sont ensuite traitées, stockées et analysées en temps réel. Les traitements sont automatisés par des algorithmes de machine learning préalablement entraînés avec des données historiques et individuelles (Figure 1.5), avec pour objectif

FIGURE 1.5 – Concept d'élevage de précision (Allain *et al.*, 2014)

de transformer les données mesurées en informations utiles à la prise de décision (Halachmi *et al.*, 2019). Un premier type d'algorithme consiste à estimer les phénotypes associés au processus biologique étudié dans un instant futur. Ces algorithmes permettent de prendre des décisions *a priori*. Un second type d'algorithme consiste à utiliser la donnée captée pour réaliser un monitoring du processus biologique étudié comme par exemple la détection de signes cliniques anormaux, ou encore la détection d'un changement dans le comportement d'un animal suite à une modification de son milieu. Ces informations utiles à la prise de décision sont transmises à l'éleveur, par exemple *via* smartphone (Hostiou *et al.*, 2014) sous la forme d'alertes précoces et ciblées, ou directement à un automate, par exemple pour les décisions relatives à l'alimentation.

L'utilisation de capteurs et des TIC permet donc à l'éleveur de ne plus raisonner ses décisions à l'échelle du troupeau mais à l'échelle de l'animal. L'agrégation des données de performances individuelles peut également fournir d'excellentes informations pour suivre l'évolution globale du troupeau. Ces données peuvent aussi être mutualisées entre plusieurs élevages (Figure 1.5) pour mieux suivre l'évolution des performances sur le long terme (effet de la sélection génétique par exemple) ou à court et moyen termes dans le cadre d'une gestion territoriale de la diffusion d'épizooties (Hostiou *et al.*, 2014) ou d'événements climatiques particuliers (canicules).

Le concept d'élevage de précision peut être vu comme une stratégie efficace pour répondre à différents enjeux des productions animales. L'élevage de précision constitue en effet un levier pour diminuer les coûts opérationnels comme ceux de l'aliment, des médicaments ou de l'énergie sur le long terme (Vranken & Berckmans, 2017). Associés à ces réductions des coûts, on observe généralement une amélioration des performances environnementales par la réduction des rejets de polluants, ou l'utilisation mieux maîtrisée de certaines ressources limitées. L'élevage de précision peut être également vu comme le moyen d'améliorer le bien-être animal et la santé. En observant chaque individu de manière automatique, les animaux nécessitant un suivi particulier peuvent alors être portés à l'attention de l'éleveur plus précocement. En automatisant certaines prises de décisions, l'élevage de précision peut enfin libérer l'éleveur de certaines tâches astreignantes et dégager du temps pour d'autres actions qui requièrent davantage son expertise (Hostiou *et al.*, 2014).

Le concept d'élevage de précision peut en revanche être associé à des risques nouveaux (Hostiou *et al.*, 2014). En effet, ces techniques s'appuient principalement sur des capteurs et des équipements électroniques dont le coût est généralement élevé. Des défaillances dans la chaîne de mesures, de stockage et de traitement des données peuvent induire des prévisions erronées et conduire à prendre des décisions de moindre qualité, ayant un impact négatif sur l'économie de l'exploitation, ou engendrant par exemple un recours plus élevé à des traitements médicamenteux. D'autres types de risque concernent la réorganisation du temps travail en défaveur du suivi de l'exploitation vers plus de tâches "administratives", une gestion et un entretien d'équipements sophistiqués, un surmenage de l'éleveur lié à des alertes trop nombreuses. L'automatisation de la prise de décision peut aussi entraîner à terme une perte de certains savoirs faire pratiques, et une dégradation de la relation Homme-Animal par une moindre présence de l'éleveur auprès de ses animaux. Enfin, l'élevage de précision peut contribuer à renforcer l'image d'une industrialisation excessive des productions animales (Veissier *et al.*, 2019).

1.2.2 Application de l'élevage de précision en élevage porcins

Nous proposons à présent d'illustrer le concept d'élevage de précision à travers des exemples appliqués à l'élevage porcin. Pour cela, nous nous appuyerons notamment sur les travaux de Cornou et Kristensen (2013), Brossard *et al.* (2016), Vranken et Berckmans (2017) et Gaillard, Brossard *et al.* (2020), afin de répertorier différentes technologies et capteurs utilisables en production porcine, ainsi que des dispositifs déjà opérationnels en élevage. Ces exemples sont synthétisés au tableau 1.3. Pour chaque donnée d'intérêt, nous présentons ses fonctionnalités au sein de systèmes d'élevage de précision, et les dispositifs permettant son acquisition. Nous en donnons également des exemples d'utilité pour la prise de décision en élevage.

TABLEAU 1.3 – Données d'intérêt pour l'élevage porcin de précision, modes d'acquisition et fonctionnalités (Cornou & Kristensen, 2013 ; Brossard *et al.*, 2016 ; Vranken & Berckmans, 2017 ; Gaillard, Brossard *et al.*, 2020)

Données d'intérêt	Modes d'acquisition en élevage de précision	Fonctionnalité pour l'élevage de précision
Identification électronique	<ul style="list-style-type: none"> - Puces RFID - Reconnaissance faciale 	<ul style="list-style-type: none"> - Individualisation de la collecte de données - Simplification du suivi en temps réel des individus
Poids vif	<ul style="list-style-type: none"> - Pesée automatique - Analyse d'image 2D et 3D - Pression exercée par les pattes avant 	<ul style="list-style-type: none"> - Alimentation de précision - Prédiction de la croissance - Suivi en temps réel des performances, du bien-être, de la santé (individuel ou par groupe) - Suivi individuel de la reproduction
Température corporelle	<ul style="list-style-type: none"> - Caméra thermique - Puce auriculaire - Capteur interne - Analyse par imagerie du comportement thermorégulateur 	<ul style="list-style-type: none"> - Suivi de la santé en temps réel - Détection d'œstrus - Monitoring de la mise-bas - Enrichissement des observations de l'éleveur
Abreuvement	<ul style="list-style-type: none"> - Compteurs d'eau - Analyse d'image 	<ul style="list-style-type: none"> - Détection de troubles intestinaux - Combinaison avec d'autres capteurs
Ingestion d'aliment	<ul style="list-style-type: none"> - Distributeurs électroniques d'aliment 	<ul style="list-style-type: none"> - Alimentation de précision - Prédiction de la consommation - Détection d'œstrus - Suivi des performances de production - Suivi des troubles de santé des truies en groupe - Étude du comportement alimentaire
Activité physique et comportement	<ul style="list-style-type: none"> - Accéléromètres - Caméra 	<ul style="list-style-type: none"> - Suivi du retour en œstrus - Comptage des visites au verrat - Détection du démarrage de la mise bas - Alimentation de précision
Émissions de sons	<ul style="list-style-type: none"> - Microphones 	<ul style="list-style-type: none"> - Suivi de troubles de santé en temps réel - Expression de comportements sociaux

Identification électronique

L'identification électronique rend possible la reconnaissance de chaque animal grâce à un identifiant unique, et permet l'individualisation de la collecte de données et la simplification du suivi des individus. Elle se situe par conséquent au cœur de multiples applications en élevage de précision (Cornou & Kristensen, 2013). La reconnaissance est le plus souvent effectuée avec une puce RFID. Cette puce correspond à un transpondeur passif qui émet une information unique lorsqu'elle est parcourue par une onde électromagnétique. La puce est placée à l'oreille du porc ou de la truie, et est activée à distance *via* une antenne qui sert aussi de récepteur à l'information de la puce. Ces systèmes d'identification électronique sont déjà commercialisés par plusieurs sociétés. D'autres systèmes fonctionnant par imagerie existent à un stade de recherche ou de prototype, et permettent par exemple de reconnaître visuellement les animaux (Hansen *et al.*, 2018).

Au regard de l'aide à la décision en élevage, les systèmes d'identification électronique intègrent divers OAD permettant de faciliter le suivi des animaux logés en groupe comme chez la truie en gestation, de détecter de façon précoce et préventive l'apparition de maladies, ou encore de réduire les jours non productifs de la truie au cours du cycle de reproduction. Ces systèmes permettent également d'améliorer la traçabilité des produits carnés tout au long de la chaîne logistique (Vranken & Berckmans, 2017).

Poids vif

La mesure automatique du poids vif simplifie et rend possible la pesée individuelle et régulière des porcs. Cette mesure permet ensuite le développement de systèmes d'alimentation de précision reposant sur la prédiction de la croissance (section 1.2.3), le suivi de certaines performances des animaux, de leur bien-être, et de leur santé, à l'échelle individuelle ou par petit groupe (Cornou & Kristensen, 2013). Les systèmes de mesure automatique du poids vif des porcs reposent généralement sur des balances ou sur des caméras 2D ou 3D permettant d'évaluer leur taille, leur forme et leur poids (Wathes *et al.*, 2008). Dans le cas de l'utilisation de caméras, les images individuelles doivent être en premier lieu capturées, puis le porc et le fond de l'image doivent être séparés. Différentes mesures statistiques sont ensuite extraites de l'image représentant l'animal (longueur, largeur ...). Une relation empirique est ensuite établie entre les poids réels des porcs et les mesures issues des images. Les modèles actuellement disponibles permettent d'évaluer le poids avec une précision inférieure à 1.5 kg (Vranken & Berckmans, 2017). Ces méthodes sont toujours en cours de développement et semblent prometteuses pour l'avenir. D'autres systèmes ont été évalués expérimentalement pour mesurer le poids vif du porc à partir de la pression exercée par ses pattes avant, par exemple lorsqu'il s'alimente à une auge individuelle, ou par photogrammétrie (Cornou & Kristensen, 2013). Toutefois l'utilisation de

bascules de pesées placées dans les stalles d'alimentation ou dans des couloirs de circulation des animaux reste la plus fréquente.

Au regard de l'aide à la décision en élevage, ces systèmes permettent d'adapter la stratégie alimentaire en fonction du poids de l'animal en contrôlant mieux la distribution d'aliment (Brossard *et al.*, 2016). Ils permettraient également d'être plus précis dans l'estimation du poids à l'abattage généralement réalisée visuellement par l'éleveur afin d'améliorer le paiement des carcasses. Ils pourraient aussi aider à détecter des maladies, et à réduire le stress des animaux et le temps de travail de l'éleveur lié aux pesées manuelles (Cornou & Kristensen, 2013 ; Brossard *et al.*, 2016).

Température corporelle

Comme pour la mesure automatique du poids vif, la mesure automatique de la température corporelle simplifie et rend possible la collecte régulière de la température individuelle de cochons (Cornou & Kristensen, 2013). Cette mesure permet ensuite le développement de systèmes de suivi de la santé, de détection d'œstrus, de suivi de la mise bas des truies, parfois en complément des observations de l'éleveur (Brossard *et al.*, 2016). De premiers systèmes de mesure automatique de la température corporelle ont été développés sur la base de sonde de température électronique, sous la forme de puce auriculaire ou de capteur interne (Gaillard, Brossard *et al.*, 2020). D'autres systèmes captent les rayonnements infrarouges émis par l'animal grâce à une caméra thermique, ou étudient par imagerie son comportement thermorégulateur.

Au regard de l'aide à la décision en élevage, ces systèmes offrent des perspectives intéressantes pour améliorer le bien-être des animaux, réduire l'incidence de problèmes de santé et d'hygiène par une prise en charge précoce des premiers symptômes, et réduire la charge de travail de l'éleveur (Cornou & Kristensen, 2013).

Abreuvement

La mesure automatique de l'abreuvement rend possible l'évaluation des quantités d'eau bue par un animal au cours d'une période de temps lorsque cette technologie est associée à l'identification individuelle, ou plus généralement d'un groupe d'animaux. Les compteurs d'eau constituent le type de capteur le plus fréquent en élevage (Vranken & Berckmans, 2017).

Au regard de l'aide à la décision, cette mesure est souvent utilisée en combinaison avec d'autres capteurs, par exemple pour l'analyse du comportement alimentaire (Cornou & Kristensen, 2013). Elle intègre également des systèmes de détection des troubles intestinaux. Madsen et Kristensen (2005) ont par exemple montré qu'il était possible de détecter les diarrhées chez le porcelet un jour avant l'apparition des signes cliniques de la maladie, en suivant régulièrement les consommations d'eau. La consommation d'eau peut être également utilisée pour aider

à réguler la température ambiante des bâtiments d'élevage (Cornou & Kristensen, 2013).

Ingestion d'aliment

La mesure de l'ingestion d'aliment correspond à l'évaluation des quantités d'aliment consommée par l'animal au cours de ses repas successifs. L'étude des consommations et du comportement alimentaire permet le développement de systèmes d'alimentation de précision reposant sur la prédiction de la consommation individuelle (Section 1.2.3), de détection d'œstrus, ou encore de suivi des troubles de santé des truies en groupe, et de suivi des performances de production (Cornou & Kristensen, 2013). Ces systèmes correspondent généralement à des distributeurs électroniques d'aliment associés à un dispositif de détermination des quantités (plateau peseur, vis volumétrique), pour une alimentation individuelle sous forme solide. En plus de la quantité consommée, les distributeurs peuvent enregistrer le nombre, l'heure et la durée des visites (Gaillard, Brossard *et al.*, 2020).

Les données d'ingestion intégrées dans des systèmes d'aide à la décision offrent des perspectives intéressantes pour améliorer l'utilisation des ressources alimentaires sur l'exploitation, limiter le gaspillage, et atteindre de façon optimale les objectifs de production (Pomar *et al.*, 2009). Elles offrent la possibilité d'aider l'éleveur à ajuster les quantités d'aliment délivrées, mais peuvent aussi servir à ajuster la composition de la ration selon les besoins nutritionnels des animaux (Section 1.2.3).

Activité physique

La mesure de l'activité physique rend possible la qualification du comportement du porc ou de la truie, ainsi que la quantification et le suivi de ses déplacements en temps réel. L'étude de l'activité physique et du comportement permet par exemple le développement de systèmes d'alimentation de précision prenant en compte l'activité physique, de systèmes de détection d'œstrus ou de démarrage de la parturition chez la truie. Deux types de systèmes de mesure de l'activité physique et du comportement existent principalement. Le premier dispositif correspond à des accéléromètres, devant être en contact permanent avec l'animal pour mesurer son déplacement selon 3 axes orthogonaux (Marcon *et al.*, 2017). Le second dispositif correspond à des caméras couplées à des systèmes d'analyse d'image (Labrecque *et al.*, 2020).

De nombreux travaux de recherche ont été menés pour améliorer la prise de décision en élevage sur la base des informations collectées sur l'activité physique des truies. Certains travaux ont permis de qualifier automatiquement la posture des animaux (couché, debout, sur le côté ...) (Cornou *et al.*, 2011 ; Busnel & Quiniou, 2019). Connaître la posture de l'animal offre des possibilités pour identifier certains problèmes de santé comme les troubles locomoteurs, réduire la mortalité périnatale, réduire les dérangements de la truie pendant la mise-bas, ou encore

réduire la charge de travail liée à la surveillance des mises-bas (Cornou & Kristensen, 2013). Certains systèmes d'aide à la décision déjà commercialisés enregistrent la position de l'animal après le sevrage pour détecter le meilleur moment pour son insémination artificielle (Germain *et al.*, 2020). D'autres systèmes comptent les visites de la truie à proximité du verrat pour évaluer le moment du retour en œstrus (Cornou & Kristensen, 2013). Enfin, la mesure de l'activité physique a également été associée à des dispositifs d'alimentation afin d'ajuster les apports nutritionnels au plus près des besoins de l'animal (Cornou & Kristensen, 2013 ; Marcon *et al.*, 2017).

Émission de sons

L'enregistrement des émissions de sons des porcs en milieu d'élevage peut être réalisé par des microphones. Le traitement et l'analyse automatisés de ces enregistrements permet par exemple la détection en temps réel de l'apparition de troubles respiratoires. Des systèmes d'aide à la décision intègrent déjà l'enregistrement de la toux et rendent possible la réduction en amont du nombre de porcs atteints, et en aval de la quantité d'antibiotiques utilisées pour soigner les maladies (Vranken & Berckmans, 2017).

1.2.3 Alimentation de précision des porcs

Principes généraux

L'alimentation de précision correspond à l'application des principes de l'élevage de précision pour répondre à des problématiques en lien avec l'alimentation des animaux d'élevage. Il s'agit de déterminer des leviers d'amélioration de l'efficacité alimentaire, afin de distribuer à chaque animal et au bon moment, la juste quantité de nutriments dont il a besoin pour satisfaire sans excès ses besoins et exprimer son potentiel de production (Pomar *et al.*, 2009). Ceci est rendu possible par la mise au point d'automates de distribution individualisée d'un ou plusieurs aliments. Ces équipements doivent être couplés à des systèmes d'aide à la décision pour établir en temps réel les justes quantités de nutriments nécessaires pour couvrir les besoins de chaque porc (Gaillard, Brossard *et al.*, 2020). Pour y parvenir, l'alimentation de précision repose alors sur des connaissances avancées en sciences animales et en sciences numériques.

Le concept d'alimentation de précision repose sur l'intégration de la variabilité entre individus et de la variabilité des besoins au cours du temps (Pomar & Remus, 2019). Les différences d'âge, de poids et de potentiel de production au sein du troupeau entraînent des besoins nutritionnels différents. L'application de ce concept aux élevages nécessite 1) de connaître précisément la valeur nutritionnelle des aliments, 2) de formuler une gamme d'aliments permettant de couvrir la variabilité des besoins des animaux, 3) de déterminer en temps réel les besoins pour chaque individu, et 4) d'ajuster la quantité et la composition de la ration à distribuer pour répondre aux besoins individuels (Pomar *et al.*, 2009).

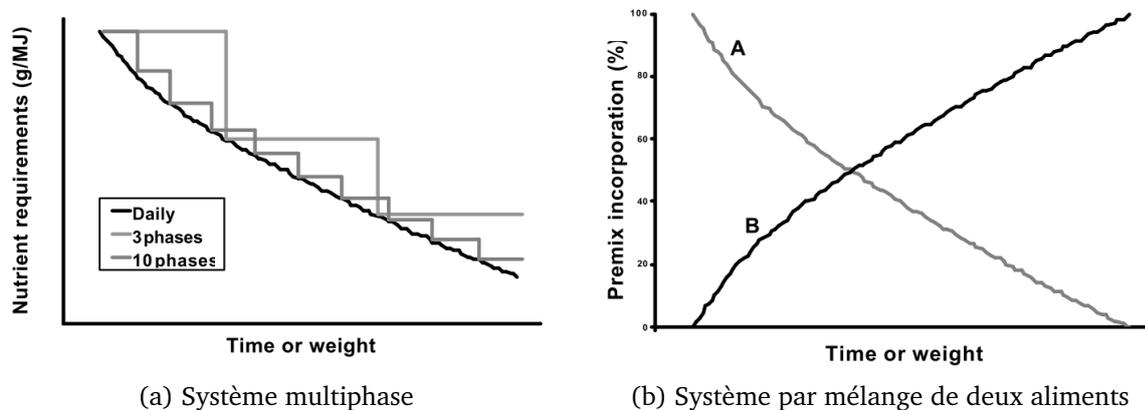


FIGURE 1.6 – Exemple d'ajustement de la composition de l'aliment distribué pour répondre à l'évolution des besoins d'un animal en fonction du temps ou de son poids avec un système multiphase (a) et un système par mélange de deux aliments (b) (Pomar *et al.*, 2009)

Concrètement, l'alimentation de précision peut être mise en œuvre de différentes façons. L'alimentation par phase (bi-phase, multiphase) en est une première étape. Elle implique l'utilisation successive de différents aliments au cours d'un même stade physiologique, comme illustré à la figure 1.6a, pour les porcs à l'engraissement. Cette approche permet de bien prendre en compte la variabilité temporelle des besoins, mais pas la variabilité individuelle. La composition des aliments en énergie, AA, protéines et minéraux change à plusieurs reprises pour s'adapter à l'évolution des besoins au cours du temps. Chez le porc en croissance par exemple, l'augmentation des besoins journaliers en AA et en minéraux est généralement moins rapide que l'augmentation des besoins énergétiques et de l'appétit (Pomar & Remus, 2019), ce qui implique de réduire la teneur en ces nutriments au fur et à mesure de la croissance, pour éviter les gaspillages. Plus le nombre de phases est important, plus l'adéquation aux besoins est élevée (Figure 1.6a). Le coût de l'aliment est généralement réduit mais en contrepartie, les coûts de gestion des aliments et de stockage augmentent (Pomar *et al.*, 2009). Avec l'alimentation multiphase, l'intégration de la variabilité des besoins au cours du temps peut donc être théoriquement bien prise en compte, mais en pratique elle ne l'est souvent que partiellement du fait d'un nombre limité de phases. En effet, en élevage l'alimentation par phase est généralement pratiquée chez les porcelets en post-sevrage avec deux aliments (1^{er} âge et 2^{ème} âge), chez les porcs à l'engraissement avec deux ou trois aliments (pré-engraissement, croissance, finition) et chez la truie reproductrice avec deux aliments (gestation et lactation).

Une seconde approche consiste à mélanger quotidiennement deux aliments présentant des valeurs nutritionnelles différentes (Figure 1.6b). Un premier aliment très riche en nutriments est formulé pour couvrir les besoins des animaux les plus exigeants, en prenant en compte la variabilité individuelle et dans le temps. Il est généralement qualifié d'aliment 'haut'. À l'inverse,

un aliment 'bas' moins riche en nutriments est formulé pour couvrir les besoins les moins élevés. La proportion des aliments haut et bas est modulée pour obtenir une composition de l'aliment permettant de couvrir sans excès les besoins estimés de chaque animal présentant des besoins intermédiaires (Figure 1.6b). La proportion pouvant être ajustée quotidiennement et individuellement, ce second système d'alimentation de précision permet donc théoriquement une bonne intégration des variabilités journalière et individuelle.

L'ajustement de la composition de l'aliment permet un premier type de contrôle sur la quantité de nutriment *in fine* ingérée par l'animal. À certains stades physiologiques, comme le post-sevrage ou la lactation, les animaux sont généralement alimentés de manière *ad libitum*. Pour ces animaux, seule la composition de l'aliment peut donc être modulée pour atteindre une meilleure adéquation entre les besoins et les apports nutritionnels. En revanche à d'autres stades, comme la gestation ou parfois l'engraissement, les porcs reçoivent des quantités limitées d'aliment. Il devient alors possible d'ajuster de manière simultanée la quantité et la composition (Pomar & Remus, 2019). Ceci est particulièrement important chez les truies en gestation pour contrôler leur niveau d'adiposité (Quiniou, 2016; Gaillard, Quiniou *et al.*, 2020)

Application de l'alimentation de précision aux porcs à l'engraissement

Les premiers systèmes d'alimentation de précision en production porcine ont été développés pour le porc à l'engraissement (Pomar *et al.*, 2007; Pomar *et al.*, 2009). La démarche d'alimentation de précision proposée par Hauschild *et al.* (2012) chez des porcs nourris *ad libitum* repose sur la combinaison d'un modèle empirique et d'un modèle mécaniste, chez des porcs en croissance nourris *ad libitum* (Figure 1.7). Le modèle empirique a pour objet de prédire le poids de l'animal et la consommation individuelle journalière à partir des données de consommations et des poids vifs enregistrés au cours des jours précédents. Les modèles empiriques utilisés pour ces prédictions correspondent à des techniques de lissage de séries temporelles. Le modèle mécaniste consiste en une approche factorielle de détermination des besoins nutritionnels en AA fonctionnant sur la base du gain de poids vif et de la consommation d'aliment prédite pour chaque animal (van Milgen *et al.*, 2008). Les approches factorielles sont traditionnellement utilisées pour reconstituer *a posteriori* les besoins des animaux sur la base des performances réellement observées (Section 1.3). Le modèle mécaniste reprend donc les connaissances disponibles dans ces approches tout en modifiant leur fonctionnement pour une utilisation *a priori*, c'est à dire en temps réel sur la base de données prédites en temps réel. Le modèle mécaniste estime ensuite la composition optimale en AA qui devrait être incorporée dans la ration de l'animal pour couvrir ses besoins, et la proportion de chacun des aliments dans la ration.

Comme le montre la figure 1.8, des trajectoires individuelles de besoins peuvent être estimées chaque jour, pour chaque individu. Dans le cas d'une alimentation en 3 phases, les apports restent majoritairement excessifs par rapports aux besoins individuels d'une majorité du trou-

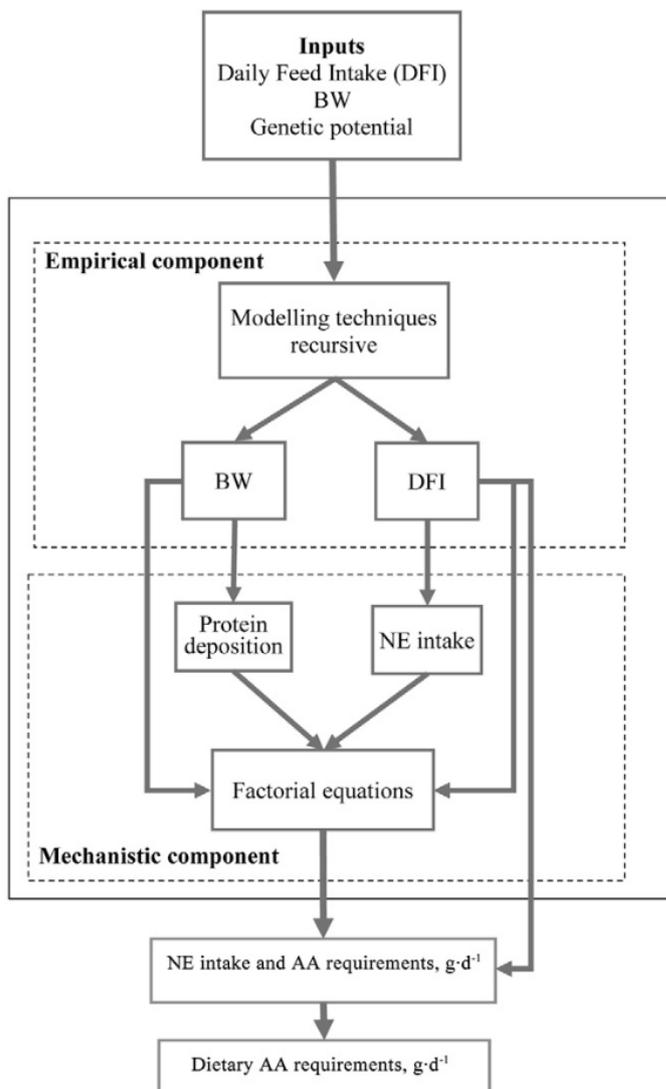


FIGURE 1.7 – Démarche générale associant un composant empirique et un composant mécaniste pour prédire les besoins nutritionnels journaliers et individuels de porcs en croissance en fonction de leur croissance et de leur consommation (Hauschild *et al.*, 2012)

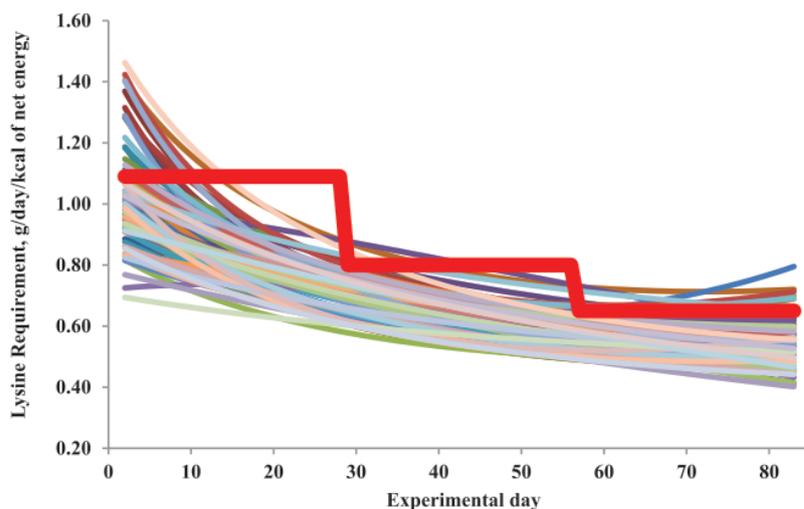


FIGURE 1.8 – Estimation du besoin individuel en lysine digestible chez le porc en croissance (lignes fines) et apports minimaux fournis à des porcs en croissance avec une alimentation conventionnelle en 3 phases (ligne rouge) (Pomar & Remus, 2019)

peau. En début de phases 1 et 2, une certaine proportion des porcs présentent des besoins supérieurs aux apports. Dans le cas d'un système d'alimentation de précision reposant sur un mélange journalier de deux aliments, il devient possible de fournir des apports individualisés correspondant aux besoins de chaque animal. L'ajustement journalier de la proportion d'un duo d'aliment par rapport à une alimentation tri-phase permet de réduire *a minima* l'ingestion de protéines et de phosphore de 25% et 29% respectivement, de réduire l'excrétion de ces deux éléments de 38% et de diminuer le coût alimentaire de 10,5% (Pomar *et al.*, 2011).

Application de l'alimentation de précision aux truies reproductrices

La problématique de l'alimentation de précision des truies reproductrices se pose de manière un peu différente de celle des porcs à l'engraissement. En effet, comme décrit au paragraphe 1.1.3, les truies sont logées soit individuellement, pendant la lactation et parfois une partie de la gestation, soit collectivement pendant la majeure partie de la gestation, en petits groupes avec une auge commune, ou en grands groupes avec un DAC. La plupart des élevages sont donc déjà équipés de systèmes d'alimentation avec un doseur d'aliment par animal (truies allaitantes et truies gestantes en contention), le plus souvent piloté manuellement, et pour certains d'entre eux de DAC (truies en gestation). Ces systèmes d'alimentation permettent d'ajuster, théoriquement chaque jour, la quantité d'aliment distribuée à chaque truie (Young *et al.*, 2004; Quiniou, 2016). Des dispositifs de pilotage similaires existent également pour la lactation (Nichols *et al.*, 2017; Roy *et al.*, 2017).

La plupart des dispositifs installés dans les élevages ne permettent cependant pas de modi-

fier la composition de la ration en fonction des besoins individuels, alors que plusieurs études récentes en confirment l'intérêt, tout au moins pour la gestation. Ainsi, d'après un premier essai avec 55 truies en gestation, [Buis et de Lange \(2016\)](#) ont montré que l'alimentation de précision, selon un mélange de deux aliments, n'affectait pas les performances de la truie durant la gestation (gain de poids vif, d'ELD, comportement alimentaire), ni ses performances durant la lactation consécutive, par rapport à une alimentation conventionnelle. [Buis et de Lange \(2016\)](#) n'ont toutefois pas observé de différence sur le cout alimentaire, ni sur les quantités d'azote et de phosphore rejetées. Sur une base de données de plusieurs milliers de truies, [Dourmad et al. \(2017\)](#) ont simulé le mélange d'un aliment riche en lysine digestible avec un aliment moins riche, et ont montré que l'alimentation de précision permettrait de réduire les apports en lysine digestible de 27%, tous rangs de portées confondus, et de 23% pour les truies de rang 1 à 3. Le taux d'incorporation de l'aliment le moins riche en lysine diminuait de 100% en début de gestation à moins de 30%, la dernière semaine avant mise-bas. Sur la base de ces premiers résultats, [Gaillard, Quiniou et al. \(2020\)](#) ont ensuite mis au point et évalué par simulation un OAD pour l'alimentation de précision des truies en gestation. Cet OAD estime les besoins journaliers de chaque truie à partir d'informations comme le poids vif et l'ELD lors de l'insémination artificielle, l'âge et le rang de portée. Selon ces mêmes auteurs, l'alimentation de précision en gestation permettrait de réduire l'apport d'azote et de phosphore (de respectivement 11,0%, et 13,8%), ainsi que leur excrétion (de respectivement 16,7%, et 15,4%). Le coût alimentaire serait également moindre d'environ 3,6%, tout en améliorant l'adéquation entre les apports nutritionnels et les besoins (réduction des déficits chez les jeunes truies, réduction des excès chez les truies plus âgées).

Par contre, à notre connaissance, aucune étude de ce type n'a pour le moment été conduite chez l'alimentation de précision de la truie en lactation.

Éléments clés

Le concept d'élevage de précision porte *in fine* sur la qualité et la fiabilité des décisions prises à l'échelle de la plus petite unité pouvant être pilotée en élevage. Des systèmes d'alimentation de précision voient le jour et reposent sur l'intégration de la variabilité des besoins au cours du temps et entre les animaux d'un même troupeau, grâce à des mesures individualisées et régulières. Les systèmes existants ajustent la composition de la ration aux besoins individuels en combinant des algorithmes de prédiction de données en temps réel avec des connaissances expertes en nutrition propres à chaque stade physiologique.

1.3 Estimation et modélisation des besoins nutritionnels des truies

Chez le porc, les principales fonctions physiologiques sont associées à la reproduction (gestation, lactation) et au développement de l'organisme pour atteindre la maturité (croissance). Chacune de ces fonctions fait intervenir un ensemble complexe de tissus et d'organes. La quantité et la nature des éléments nutritifs utilisés sont propres à chaque fonction physiologique (Sauvant, 2005a). L'estimation des besoins nutritionnels associés aux différentes fonctions physiologiques relève donc d'une échelle plus petite que l'animal et se situe hors de portée des capteurs actuellement disponibles en élevage de précision.

En recherche en nutrition porcine, les besoins sont généralement modélisés selon une approche factorielle, ce qui permet d'évaluer les besoins des animaux selon l'utilisation des nutriments par différents compartiments corporels (Noblet *et al.*, 2016). Elle consiste à déterminer pour chaque nutriment (énergie, acides aminés, minéraux), les dépenses liées à l'entretien et à la production (Sauvant, 2005a). Les dépenses d'entretien résultent des fonctions physiologiques qui permettent à l'animal de se maintenir en vie sans devoir puiser dans ses réserves. Les besoins d'entretien couvrent le métabolisme de base, l'activité physique modérée et la thermorégulation dans la zone de confort thermique. Les dépenses de production sont spécifiques à chaque stade physiologique. Pendant la lactation, ces besoins correspondent à la synthèse et à la sécrétion des constituants du lait (section 1.3.1), alors que pendant la gestation ils correspondent aux besoins liés au développement du compartiment utérin et de la mamelle. L'utilisation des nutriments entre les différents compartiments corporels évolue donc au cours du cycle de reproduction (Dourmad *et al.*, 2008, Figure 1.9). Les réserves corporelles de la truie jouent un rôle tampon. L'énergie et les nutriments présents en excès dans l'alimentation contribuent à l'accumulation des réserves corporelles lipidiques, protéiques et minérales ; en cas de déficits, ces réserves sont mobilisées pour assurer le maintien des fonctions prioritaires (Dourmad *et al.*, 2008).

Dans le cadre de l'estimation des besoins de production, nous rapportons d'abord ici les connaissances sur la composition des sécrétions mammaires chez la truie et sur les méthodes permettant d'évaluer la quantité de lait chez la truie. Nous présentons ensuite les connaissances actuelles permettant de modéliser de manière factorielle les besoins en énergie, AA, et minéraux pendant la lactation, compte tenu des dépenses d'entretien et de production de la truie.

1.3.1 La production laitière chez la truie

Composition du colostrum et du lait de truies

Le lait de truie est particulièrement riche en nutriments. À titre de comparaison, la teneur en matière sèche du lait de truie représente près de 1,6 fois celle du lait de vache (Renaudeau, 2001). Des compositions moyennes de colostrum et de lait sont rapportées dans le tableau 1.4. Le colostrum est plus riche que le lait en énergie, d'environ 13%, et surtout 3 fois plus riche

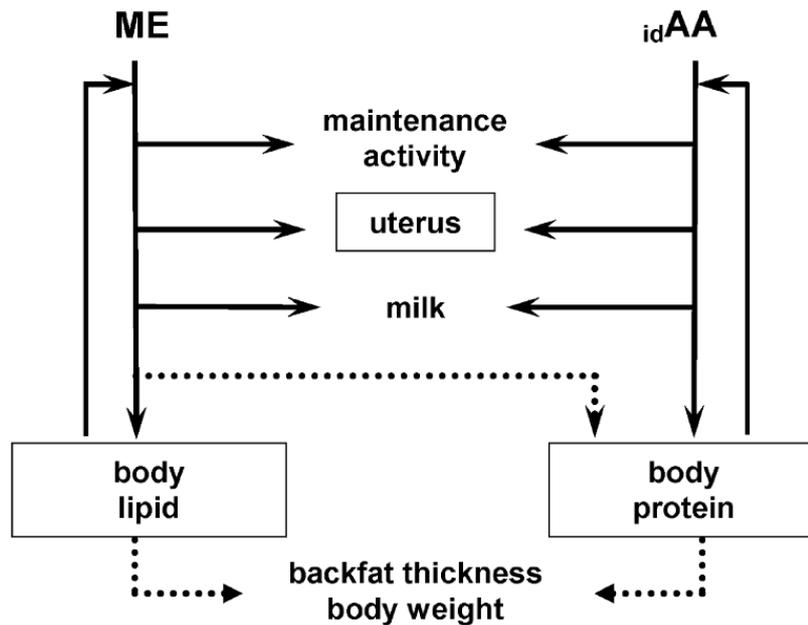


FIGURE 1.9 – Modèle d'utilisation factorielle de l'énergie et des acides aminés par la truie reproductrice (Dourmad *et al.*, 2008)

en protéines (Hurley, 2015). L'eau est le principal composant du colostrum et du lait, dans lequel se mélangent les autres nutriments (Hurley, 2015). La matière sèche du colostrum est plus élevée que celle du lait ce qui s'explique principalement par une plus forte concentration en protéines. Les protéines du colostrum se regroupent en deux familles, les caséines, source d'AA pour le porcelet, et les protéines du lactosérum (immunoglobulines) qui confèrent une immunité passive au porcelet (Darragh & Moughan, 1998). Au cours des premiers jours *post-partum*, la composition des sécrétions mammaires évolue fortement, avec une diminution de la sécrétion des protéines du lactosérum (Darragh & Moughan, 1998). Compte tenu de ces modifications, les profils en AA du colostrum et du lait sont eux aussi différents (Tableau 1.4). L'azote non protéique quant à lui représente environ 0,3 g/100 g dans chacune de ces deux sécrétions. La quantité de lactose est plus importante dans le lait que dans le colostrum. L'hydrolyse de ce glucide fournit les monosaccharides glucose et galactose, qui sont des sources d'énergie directement utilisables ou stockées par le porcelet (Darragh & Moughan, 1998). Les lipides sécrétés prennent principalement la forme de tri-glycérides. Ils contribuent de façon prédominante à la fourniture d'énergie aux porcelets.

TABLEAU 1.4 – Composants principaux, acides aminés, et énergie du colostrum et du lait chez la truie

	Colostrum	Lait mature
Energie¹, kJ/g	6.1	5.4
Composants principaux²		
Matière sèche, g/100g de lait	24.8	18.7
Protéines, g/100g de lait	15.1	5.5
Lipides, g/100g de lait	5.9	7.6
Lactose, g/100g de lait	3.4	5.3
Calcium, mg/100g de lait	68.6	162.8
Phosphore, mg/100g de lait	101.7	118.3
Composition en acides aminés², g/100g		
Lysine	6.5	7.5
Méthionine	1.8	1.7
Cystine	2.2	1.5
Histidine	2.3	2.4
Phénylalanine	4.5	3.9
Tyrosine	4.4	4.2
Threonine	5.5	3.9
Isoleucine	3.0	3.8
Leucine	9.8	8.8
Valine	5.5	4.7
Tryptophane	1.6	1.4
Arginine	5.4	5.2

¹ d'après Hurley (2015)

² d'après Darragh et Moughan (1998)

Quantité de lait produite

À la différence de la vache laitière pour laquelle la production de lait peut être mesurée à chaque traite, la détermination de la production laitière des truies est plus difficile et constitue un enjeu à la fois en recherche et en pratique, en particulier pour l'établissement des recommandations nutritionnelles (Etienne *et al.*, 2000).

En recherche, deux techniques sont principalement utilisées pour mesurer la production laitière des truies. La première technique, appelée Weigh-Suckle-Weigh (WSW), consiste à peser tous les porcelets avant et après la tétée, à plusieurs reprises au cours de la journée, environ toutes les heures pendant au moins 12 heures successives (Noblet & Etienne, 1989). Elle est applicable à l'intégralité de la lactation et peut également être utilisée pour prédire la production de colostrum (Devillers *et al.*, 2004). Cependant, cette technique peut sous-estimer une partie de la production laitière puisque les porcelets peuvent être amenés à saliver, à uriner et à déféquer entre deux pesées (Quesnel *et al.*, 2015). Sa mise en œuvre rigoureuse permet toutefois

de limiter ce risque (Noblet & Etienne, 1989). Il est également rapporté que la méthode WSW pourrait modifier le rythme naturel des tétées ce qui provoquerait une réduction de la production durant les expérimentations, par l'induction d'un stress chez la truie (Theil *et al.*, 2002). La deuxième technique utilise un isotope stable de l'hydrogène pour estimer la consommation d'eau des porcelets. L'oxyde de deutérium (D_2O), aussi appelé eau lourde, est utilisé comme un traceur du remplacement de l'eau dans l'organisme du porcelet (Pettigrew *et al.*, 1985). Il devient donc possible de calculer la quantité de lait consommée à partir de la vitesse de remplacement de l'eau lourde par l'eau du lait. Le principal avantage de cette méthode est de ne pas interrompre la relation entre la truie et les porcelets au cours de la mesure (Pettigrew *et al.*, 1985). Cependant, cette technique est coûteuse et nécessite une main d'œuvre importante. Elle implique aussi des prises de sang régulières sur les porcelets ce qui nécessite la pose d'un cathéter et peut aussi modifier leur comportement. Elle implique également que les porcelets n'aient pas d'abreuvement.

En pratique, la production laitière ne peut pas être déterminée par ces techniques. Aussi, des méthodes indirectes de prédiction ont été proposées à partir de la croissance et de la taille de la portée. Noblet et Etienne (1989) ont ainsi proposé une série d'équations permettant d'estimer la quantité moyenne d'énergie, de protéines, de matière sèche ou de lait consommée par les porcelets sur une période donnée, en fonction de leur croissance journalière. Ces équations utilisées dans le modèle InraPorc[®] (Dourmad *et al.*, 2008) sont basées sur une détermination de la production laitière par la méthode WSW et la mesure la composition du lait prélevé sur ces mêmes truies. Ces équations ont été utilisées dans l'outil d'aide à la décision InraPorc[®] en combinaison avec une équation décrivant la courbe de production laitière (Whittemore et Morgan, 1990) pour prédire l'exportation journalière de nutriment dans le lait. Plus récemment, Hansen *et al.* (2012) ont établi sur la base d'une synthèse bibliographique des équations de prédiction de la production laitière à partir de la croissance des porcelets sur la base des techniques WSW et D_2O . En parallèle, ils ont établi des équations de prédiction de la teneur du lait en lactose, protéines et lipides du lait, ce qui permet d'estimer la production journalière de nutriment dans le lait.

Ces différentes équations sont rapportées en annexe A. Elles ont été utilisées pour prédire la production journalière de protéines et d'énergie dans le lait pour des truies sevrant 11 ou 14 porcelets avec une croissance moyenne de portée de respectivement 2,6 et 3,2 kg/jour sur une lactation de 28 jours (Figure 1.10). Pour les croissances de portée faible et élevée, les quantités de protéines exportées dans le lait sont plus fortes en moyenne selon la méthode D_2O (Hansen *et al.*, 2012) qu'avec la méthode WSW (Dourmad *et al.*, 2008). L'exportation journalière de protéines augmente plus rapidement selon la méthode D_2O qu'avec la méthode WSW au cours des deux premières semaines de lactation. Pour la méthode D_2O , le pic semble être atteint entre 10 et 20 jours de lactation, et est plus tardif pour la méthode WSW. Les quantités d'énergie

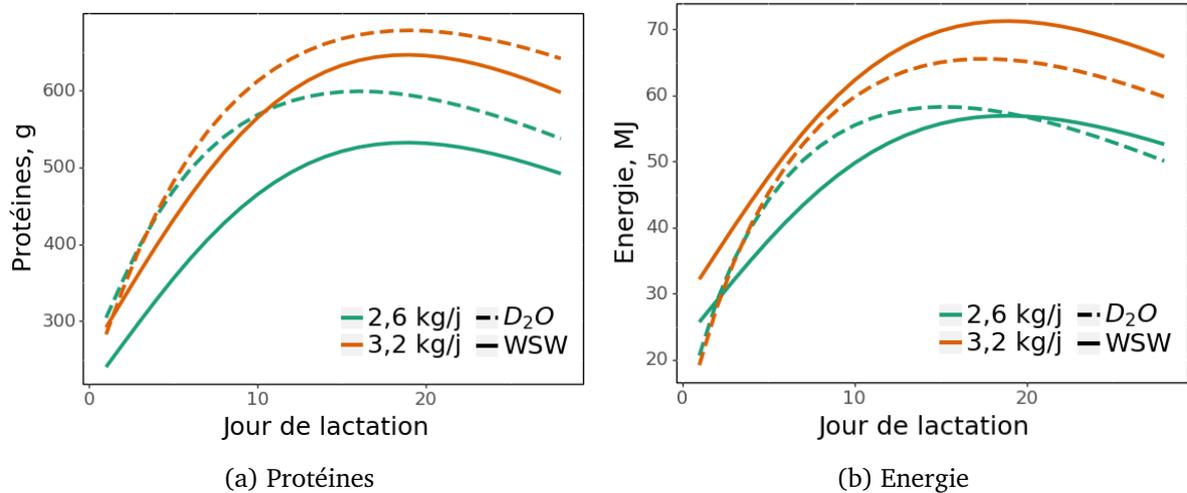


FIGURE 1.10 – Estimation de l'exportation journalière de protéines (A) et d'énergie (B) dans le lait selon l'équation utilisée dans [Dourmad *et al.* \(2008\)](#) sur la base des techniques WSW et selon les équations obtenues par [Hansen *et al.* \(2012\)](#) sur la base des techniques WSW et D₂O, avec une croissance moyenne portée de respectivement 2,6 et 3,2 kg/jour sur une lactation de 28 jours.

présentent également des différences selon les deux méthodes. La quantité d'énergie exportée est légèrement plus forte pour D₂O dans la portée à faible croissance que la méthode WSW. Elle est en revanche plus faible que pour la méthode WSW pour la portée à plus forte croissance. Comme pour les protéines, l'exportation journalière d'énergie augmente plus rapidement selon la méthode D₂O. Mais cette différence est en partie liée au modèle mathématique utilisé.

1.3.2 Détermination des besoins en énergie

Une fraction seulement de l'Énergie Brute (EB) contenue dans les aliments ingérés est utilisable par l'animal pour couvrir ses dépenses. Des pertes ont lieu dans les fèces, l'urine, sous forme de méthane et d'extra-chaueur. L'Énergie Digestible (ED) correspond à la différence entre l'EB et l'énergie des fèces. L'EM correspond à la différence entre l'ED et l'énergie perdue dans l'urine ou sous forme de méthane. Les pertes par extra-chaueur associées à la digestion et au métabolisme expliquent la différence entre l'EM et l'Énergie Nette (EN) qui constitue l'énergie vraiment « efficace » ([Noblet *et al.*, 1993](#)).

Dans l'approche factorielle, les besoins en énergie sont par construction évalués en EM, en prenant en compte les dépenses pour les différentes fonctions physiologiques et l'efficacité d'utilisation de l'EM pour couvrir ces dépenses. Plusieurs études ont en effet été menées pour évaluer les pertes par extra-chaueur dans diverses fonctions biologiques. Chez la truie en gestation, le rendement d'utilisation de l'EM en EN pour la synthèse de protéines (k_p) et de lipides (k_f) est

respectivement de 0,80 et de 0,60 tandis que son efficacité pour la croissance des fœtus, placenta et liquides (k_c) est estimée à 0,50 (Noblet & Etienne, 1987). Chez la truie allaitante, l'efficacité d'utilisation de l'EM pour la synthèse de lait (k_l) s'élève à 0,72 (Noblet & Etienne, 1987). Lorsque la truie utilise ses réserves pour la synthèse de lait, l'efficacité de l'énergie mobilisée (k_{tm}) est de 0,80 (Noblet & Etienne, 1987). Les pertes par extra-chaleur dépendent donc aussi de la fonction pour laquelle l'EM est utilisée (Trottier *et al.*, 2015).

L'EN offre une juste estimation de l'énergie contenue dans les aliments (Payne & Zijlstra, 2007). Cependant, ce système établi chez le porc en croissance ne permet pas pour le moment de tenir compte des différences de pertes par extra-chaleur selon les fonctions biologiques (Trottier *et al.*, 2015). Le rapport EM/EN dépend en effet de la nature des tissus déposés alors qu'il est fixe pour l'évaluation des aliments. L'utilisation de l'EM, associée à des rendements spécifiques de chaque fonction (k), permet de prendre en compte à la fois de l'effet de la source énergétique et l'effet de la fonction biologique pour laquelle l'énergie est utilisée (NRC, 2012). Compte tenu des connaissances actuelles, l'utilisation de l'EM paraît donc mieux adaptée pour déterminer les besoins des truies reproductrices pour tenir compte de la diversité des dépenses et du rôle joué par les réserves corporelles (Dourmad *et al.*, 2008).

La quantité d'énergie utilisée à des fins d'entretien (EM_e) est un peu plus élevée en lactation qu'en gestation. Selon les auteurs, pendant la lactation, l' EM_e varie entre 418 et 482 kJ/kg $PV^{0.75}$ (Noblet *et al.*, 1990; Theil *et al.*, 2004; NRC, 2012), une valeur de 460 kJ/kg $PV^{0.75}$ étant retenue dans le modèle InraPorc[®], de même que par le NRC (2012). L'activité physique est source de variation de l' EM_e . En effet, chaque minute passée debout au-delà de 240 minutes, entraîne une augmentation des besoins d'entretien de 0.3 kJ/kg $PV^{0.75}$ (Dourmad *et al.*, 2008). Cependant, les truies en maternité sont peu actives compte tenu de leurs conditions de logement et de l'importance du temps accordé à l'allaitement. Les dépenses pour l'activité physique sont donc beaucoup moins variables que celles des truies gestantes (Dourmad *et al.*, 2008), ce qui conduit à utiliser une valeur fixe de EM_e . La thermorégulation est une autre source de variation de l' EM_e . La température critique inférieure (TCI) des truies en lactation est inférieure à celle des truies en gestation, compte tenu de leur niveau élevé de consommation (Renaudeau, 2001). Elle se situe entre 10 et 15°C contre 16-22°C pour les truies gestantes. Les salles de maternité sont chauffées à une température bien supérieure à la TCI des truies pour satisfaire les besoins élevés en température des porcelets. C'est pourquoi, les besoins spécifiques des truies pour lutter contre le froid pendant la lactation sont considérés comme nuls (Dourmad *et al.*, 2008). L'estimation individuelle du besoin d'entretien nécessite donc uniquement de connaître le poids vif de chaque truie.

Le besoin de production en EM des truies en lactation dépend (1) de la production laitière, (2) de la teneur en énergie du lait (cf 1.3.1) et (3) de l'efficacité de l'EM pour la production laitière. La quantité d'énergie du lait peut être déterminée à partir de la croissance et de la taille

de la portée selon les équations rapportées par [Noblet et Etienne \(1989\)](#). Le besoin énergétique pour la production dépend de l'efficacité de l'EM pour la production laitière. Lorsque l'EM est apportée par l'alimentation, le rendement d'utilisation (k_l) de l'EM pour la synthèse de lait varie entre 68 et 81% ([Burlacu et al., 1983](#); [Verstegen et al., 1985](#); [Noblet & Etienne, 1987](#); [Theil et al., 2004](#)), une valeur de 72% étant retenue dans le modèle InraPorc[®]. Ces écarts peuvent s'expliquer en grande partie par la méthode d'estimation de la production laitière. [Theil et al. \(2004\)](#) mesurent la production laitière selon la méthode D₂O. L'estimation de la production laitière étant plus élevée par cette méthode, le rendement d'utilisation de l'énergie pour la synthèse de lait se trouve plus élevé. Il convient donc d'utiliser des données cohérentes entre elles pour les estimations de la quantité d'énergie du lait (E_{lait}) et pour la valeur k_l d'efficacité d'utilisation de l'EM pour la synthèse. Le besoin en EM peut donc être obtenu à partir de l'équation proposée par [Dourmad et al. \(2008\)](#) :

$$\text{Besoin en EM (KJ/j)} = 460 \times PV^{0,75} + E_{\text{lait}}/0,72 \quad (\text{Eq. 1})$$

Dans le cas d'un déficit nutritionnel, les réserves corporelles sont mobilisées pour la production laitière. Le rendement (k_{rm}) des réserves corporelles pour la production de lait est de 87% ([Noblet & Etienne, 1987](#)). L'énergie des réserves mobilisées peut donc être estimée à partir de l'équation proposée par [Dourmad et al. \(2008\)](#) :

$$EN \text{ des réserves mobilisées} = (\text{Besoin en EM} - EM \text{ ingérée}) \times 0,72/0,81 \quad (\text{Eq. 2})$$

Il semble que des protéines soient également utilisées en cas de déficit énergétique. Un ratio minimal entre les quantités de protéines et de lipides ainsi catabolisées a été évalué à 1/20 ([Pomar et al., 1991](#)).

1.3.3 Détermination des besoins en acides aminés

L'alimentation azotée doit permettre la synthèse de toutes les protéines nécessaires à l'entretien et à la production. La biodisponibilité des AA varie largement selon l'origine des protéines et donc la composition des aliments distribués. Pour s'affranchir des modifications de la fraction azotée liées à l'action du microbiote intestinal, on mesure la digestibilité des AA au niveau de l'iléon terminal ([Sève, 1994](#)). La digestibilité iléale apparente (DIA) résulte de la différence entre la quantité d'AA ingérés et la quantité d'AA non absorbés à la fin de l'iléon. Elle ne permet toutefois pas de faire la distinction entre la fraction des AA non absorbés d'origine endogène (enzymes et desquamation) et les fractions indigestibles spécifiques de l'aliment. C'est pourquoi on utilise généralement la digestibilité iléale standardisée (DIS) déterminée en distribuant un régime proteoprive. Cette méthode permet de retirer la valeur des pertes basales endogènes me-

surées à la fin de l'iléon (Sève, 1994 ; Stein *et al.*, 2007), ce qui rend le système additif. Bien que tous les AA absorbés ne soient pas disponibles pour le métabolisme, on considère que la DIS fournit une estimation assez juste de la biodisponibilité des AA (Sauer et Ozimek, 1986 cités par Stein *et al.* (2007)). Cette unité de mesure est donc actuellement la mieux adaptée pour exprimer les besoins nutritifs et les apports alimentaires.

La lysine constitue une référence pour l'expression des besoins en AA. La lysine, comme tous les AA indispensables, ne peut être synthétisée *de novo* par le porc et doit donc être apportée par l'alimentation. La lysine participe peu aux processus métaboliques et à l'entretien de l'animal. C'est généralement l'acide aminé le plus limitant des régimes pour les truies (Etienne *et al.*, 1989) et les porcs en croissance (Henry, 1993). Ce caractère limitant fait de la lysine une référence intéressante souvent utilisée pour l'expression des besoins des autres AA, moins bien connus.

Les besoins des autres AA sont alors exprimés en pourcentage du besoin en lysine selon le concept de la protéine idéale (Henry, 1993 ; Dourmad *et al.*, 2008). La proportion de chaque acide aminé au sein de cette protéine idéale reflète assez bien la composition en AA des protéines fixées dans l'organisme ou exportées dans le lait. L'utilisation de cette démarche suppose que les besoins soient relativement stables pour un stade physiologique donné. Dans le cas de la lactation, la composition du lait présente une certaine homéostasie, ce qui rend applicable le concept de la protéine idéale aux truies en lactation (Henry, 1993 ; Dourmad *et al.*, 2008).

Toutefois, chez le porc en croissance ce concept de protéine idéale est progressivement abandonné au profit d'une détermination des besoins en chacun des AA indispensables selon une approche factorielle (van Milgen *et al.*, 2008), alors que pour la truie reproductrice le concept de protéine idéale est encore souvent utilisé, faute de données suffisantes (Dourmad *et al.*, 2008).

Des apports insuffisants en AA constituent un risque pour l'expression des performances optimales de production. Ainsi chez le porc à l'engrais un apport insuffisant en AA essentiels limite la synthèse protéique. Les autres AA se retrouvent alors en excès et sont catabolisés (Noblet *et al.*, 1987). Cette situation a pour conséquence un accroissement de l'excrétion azotée et une dégradation de l'efficacité alimentaire (Henry, 1993) ce qui accroît le coût alimentaire. Chez la truie allaitante, l'effet d'un déficit en AA essentiels sur les performances de lactation est en partie tamponné par la mobilisation de protéines corporelles (Section 1.1.5).

Différentes approches sont utilisées pour la détermination des besoins en AA des truies en lactation. Le modèle InraPorc[®] utilise une relation empirique (Dourmad *et al.*, 1998) ajustée à partir de données expérimentales et permettant d'estimer le bilan azoté de la truie en fonction de la quantité d'azote exportée dans le lait et de la quantité de lysine digestible ingérée.

Les besoins en lysine DIS sont calculés à partir de l'équation suivante pour un bilan azoté nul, sans mobilisation ni accréation de réserves protéiques. La quantité d'azote dans le lait (N_{lait} , g/j) est estimée à partir de la croissance (Gain Moyen Quotidien de la Portée ($GMQ_{\text{PORTÉE}}$), g/j)

et de la Taille de Portée (TP) allaitée d'après les travaux de [Noblet et Etienne \(1989\)](#), tel que :

$$N_{lait} (g/j) = 0,0257 \times GMQ_{portée} + 0,42 \times P_{lait} \times TP \quad (\text{Eq. 3})$$

Pour les autres AA indispensables, les besoins sont déterminés sur la base de la protéine idéale et du besoin en lysine digestible. Le [NRC \(2012\)](#) calcule le besoin pour chacun des AA essentiels selon une approche factorielle prenant en compte les besoins d'entretien (desquamation de la peau et pertes endogènes basales) et les besoins de production laitière. Pour la lysine, les pertes liées à la desquamation sont estimées respectivement à 4,5 mg par kg de poids métabolique et celles d'origine endogène à 0,417 g par kg de Matière Sèche (MS) d'aliment ingéré. Le rendement de la lysine pour la couverture de la production de lait est estimé à 75%. L'équation de détermination du besoin individuel en lysine est alors la suivante :

$$Lysine\ DIS (g/j) = 0,0045 \times PV^{0,75} + 0,417 \times MS_{Aliment} + N_{lait} \times 6,38/0,75 \quad (\text{Eq. 4})$$

Un rendement plus faible est utilisé par le [NRC \(2012\)](#) pour calculer le besoin de la population afin de tenir compte de la variabilité individuelle entre truies (67% au lieu de 75%).

L'approche de [Feyera et Theil \(2017\)](#) est voisine de celle utilisée par le [NRC](#). Le besoin d'entretien est fixé à 46 mg/kg $PV^{0,75}$ et le besoin de production laitière est déterminé à partir de la quantité de lysine sécrétée dans le lait et d'un rendement d'utilisation de la lysine de 80%. La teneur en lysine du lait estimée selon les travaux de [Wu et Knabe \(1994\)](#) est multipliée par la production laitière ([Hansen et al., 2012](#)).

1.3.4 Détermination des besoins en minéraux

Le calcium (Ca) et le phosphore (P) jouent un rôle majeur dans l'entretien du squelette et le maintien de nombreuses fonctions physiologiques ([NRC, 2012](#)). Ils sont également exportés en grandes quantité dans le lait. L'alimentation minérale doit donc permettre de couvrir au mieux ces besoins tout en limitant les excès et les risques de pollution qui y sont associés, en particulier pour le phosphore.

Par analogie à l'énergie et aux AA, l'absorption intestinale du phosphore mesurée par différence entre la quantité ingérée et l'excrétion fécale fournit une estimation assez juste de sa biodisponibilité. Les tables de valeurs nutritionnelles des aliments reposent principalement sur deux modes d'évaluation de l'absorption, soit apparente ([CVB, 2000](#) ; [Sauvant et al., 2004](#)) ou standardisée ([NRC, 2012](#)). À la différence de la digestibilité apparente, la digestibilité standardisée corrige les sécrétions basales d'origine endogène. Pour le calcium, la teneur dans les aliments ainsi que les besoins sont toujours exprimés en Ca total ([Jondreville & Dourmad, 2005](#) ; [NRC, 2012](#)), même si des valeurs de digestibilité commencent à être disponibles dans certaines études

(González-Vega & Stein, 2014 ; Bournazel *et al.*, 2018 ; Misiura *et al.*, 2018).

Le lait constitue la seule source d'alimentation minérale des porcelets, et P et Ca sont largement exportés dans le lait de truie (Salmon-Legagneur, 1965). Le besoin en P digestible de la truie allaitante est généralement déterminé par une approche factorielle (Gueguen & Perez, 1981) prenant en compte le besoin d'entretien et l'exportation dans le lait. Les besoins d'entretien en P compensent les pertes endogènes fécales et urinaires. Ces besoins ont été estimés chez le porc entre 7 et 10 mg par kilogramme de poids vif et par jour (Gueguen & Perez, 1981 ; Jongbloed *et al.*, 1999). Les besoins pour la production laitière sont déterminés en fonction de la quantité de lait produite et de la teneur en P du lait. Sur la base des équations de Noblet et Etienne (1989), Jondreville et Dourmad (2005) ont ainsi estimé la quantité de P dans le lait (P_{lait} , g/j) à partir de la croissance ($GMQ_{\text{PORTÉE}}$, g/j) et de la TP allaitée :

$$\text{Besoin en P digestible apparent (g/j)} = 0,010 \times PV^{0,75} + P_{\text{lait}} \quad (\text{Eq. 5})$$

$$P_{\text{lait}} \text{ (g/j)} = (0,0257 \times GMQ_{\text{port}} + 0,42 \times TP) \times 6,38 \times 1,55/50 \quad (\text{Eq. 6})$$

Dans cette approche, les besoins en Ca sont jusqu'à présent exprimés en Ca total sur la base d'un ration $Ca_{\text{Total}}/P_{\text{digestible}}$ de 3,2 proposé par Jongbloed *et al.* (1999).

L'approche utilisée par le NRC est très proche de celle proposée par Jondreville et Dourmad (2005) et utilisée dans InraPorc[®] (2008) à la différence que les besoins sont exprimés en P digestible standardisé (P_{STTD}) en prenant en compte une perte endogène basale de 190 mg de P par kilogramme de MS ingérée, un besoin d'entretien de 7 mg par kilogramme de poids vif et par jour et un rendement d'utilisation du phosphore pour la production de lait de 95% (77% pour le calcul du besoin de la population).

$$\text{Besoin en } P_{\text{STTD}} \text{ (g/j)} = 0,007 \times PV^{0,75} + 0,190 \times MS_{\text{Aliment}} + P_{\text{lait}}/0,95 \quad (\text{Eq. 7})$$

Les connaissances sur les besoins nutritionnels des truies en lactation jusqu'ici présentées sont généralement utilisées pour déterminer des besoins moyens à l'échelle d'une population. Dans la suite de cette section, nous nous intéressons également aux facteurs de variation de la production laitière, en tant que facteur principal de la variabilité des besoins nutritionnels (Section 1.3.5), ainsi qu'aux facteurs de variation de l'appétit, en tant que facteur principal de la variabilité des apports nutritionnels (Section 1.3.6).

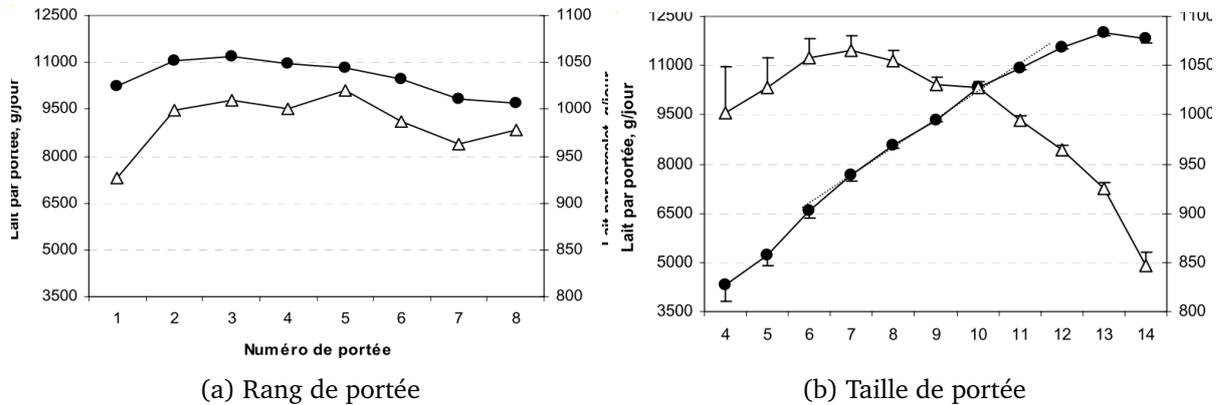


FIGURE 1.11 – Influence du rang de portée et de la taille de la portée sur la production laitière par portée (●) et par porcelet (△) (Ngo *et al.*, 2012a)

1.3.5 Facteurs de variation de la production laitière

La taille de la portée allaitée, qui influence directement le nombre de tétines fonctionnelles, est considérée comme le principal facteur de variation de la production laitière des truies (Etienne *et al.*, 2000; Ngo *et al.*, 2012a). La production laitière moyenne passe ainsi de 4 à 12kg/j lorsque la taille de portée passe de 4 à 13 porcelets (Ngo *et al.*, 2012a) (Figure 1.11), soit une augmentation d'environ 0,75 kg/j par porcelet supplémentaire. Ceci explique pourquoi la taille de portée est un paramètre important dans les équations d'estimation de la production laitière (Noblet & Etienne, 1989; Hansen *et al.*, 2012). Toutefois, malgré une production laitière qui s'accroît, la quantité de lait disponible par porcelet diminue lorsque le nombre de porcelet augmente (Figure 1.11), ce qui explique que le poids moyen des porcelets au sevrage soit plus faible dans les portées plus nombreuses. Par ailleurs, les porcelets les plus lourds à la naissance consommeraient plus de lait que les autres. L'augmentation du poids des porcelets entrainerait une meilleure aptitude à stimuler la glande mammaire, ce qui induirait en retour une augmentation de la synthèse de lait (Etienne *et al.*, 2000). La production laitière varie selon le rang de portée. Elle est plus faible chez les truies primipares, maximale pour les truies de rang 2 à 4 puis décroît à nouveau pour atteindre de plus faibles valeurs lors de la 7^{ème} et de la 8^{ème} lactation (Ngo *et al.*, 2012a) (Figure 1.11). Ces observations sur l'effet du rang de portée sur la production laitière sont en accord avec les mesures de Salmon-Legagneur (1965); il semble que l'effet du rang de portée sur la production laitière soit en partie lié à l'évolution de la prolificité en fonction du rang de portée. Sur la base de données acquises dans trois élevages expérimentaux Ngo *et al.* (2012a) ont proposé une équation qui permet de prédire la croissance de la portée ($GMQ_{PORTÉE}$, en % du $GMQ_{PORTÉE}$ moyen de l'élevage) en fonction du rang de portée (1|2|3|4|5|6|7|8 et +) et de l'écart de TP à la moyenne de la taille de la portée ($TP - TP_{moy}$).

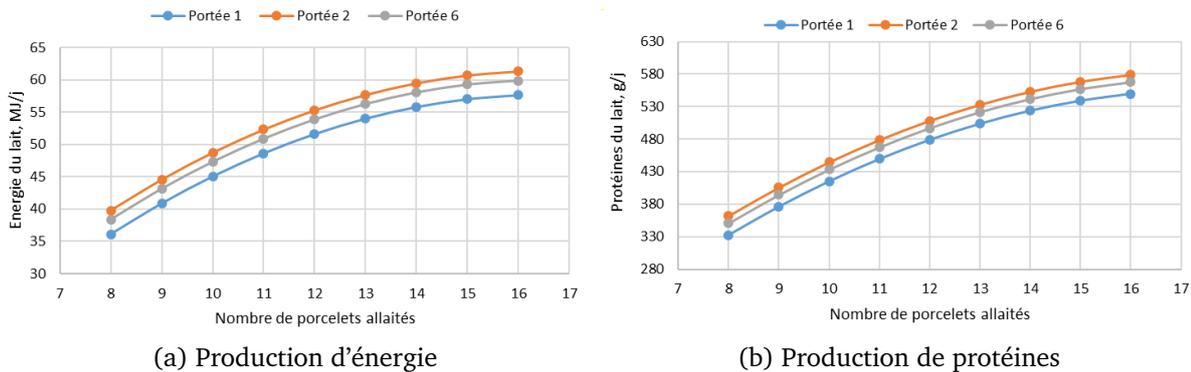


FIGURE 1.12 – Estimation de la production d'énergie (a) et de protéines (b) dans le lait selon la taille de la portée et le rang de portée dans un élevage présentant une taille moyenne de portée de 12 porcelets avec une croissance moyenne de 2.8 g/j.

$$GMQ_{portée} = (97,3 | 103,7 | 104,5 | 103,7 | 103,6 | 101,2 | 97,7 | 97,5) + 5,932 \times (TP - TP_{moy}) - 0,514 \times (TP - TP_{moy})^2, R^2 = 0,50$$

L'utilisation de cette équation, en combinaison avec les équations de [Noblet et Etienne \(1989\)](#), pour la prédiction de la production d'énergie et de protéines dans le lait selon la taille de la portée et le rang de portée est illustré à la figure 1.12 pour une croissance de portée moyenne de 2,8 kg/j. C'est l'approche utilisée dans InraPorc® ([Dourmad et al., 2008](#)).

Toutefois, malgré ces effets marqués du nombre de porcelets allaités et du rang de portée sur la croissance de la portée, et par conséquent sur la production laitière, ces deux paramètres n'expliquent qu'environ 50% de la variabilité observée intra élevage ([Ngo et al., 2012a](#)). D'autres facteurs liés au milieu d'élevage ou à la variabilité individuelle du potentiel de production laitière des truies sont donc également largement impliqués.

Le milieu d'élevage est ainsi à l'origine de variations de la production laitière. L'allongement de la photopériode induirait une hausse de la fréquence des tétées comme le suggère l'expérimentation menée par [Mabry et al. \(1983\)](#) (cités par [Etienne et al. \(2000\)](#)), ce qui stimulerait davantage la glande mammaire. À l'inverse, l'élévation de la température ambiante entraîne une réduction de l'ingestion spontanée d'aliment par les truies et une réduction de la production laitière et de la croissance de la portée ([Black et al., 1993](#); [Quiniou, Dubois et al., 2000](#)). La réduction de la consommation d'aliment lors d'une exposition à la chaleur ne semble pas expliquer la totalité des effets de la température sur la production laitière, puisque à niveau de consommation identique les truies placées à des températures plus élevées produisent moins de lait ([Messias de Bragança et al., 1998](#); [Renaudeau et al., 2003](#)) et mobilisent moins leurs

réserves corporelles que celles à la thermoneutralité. [Renaudeau et al. \(2003\)](#) suggèrent que l'inefficacité de la glande mammaire lors des épisodes de forte chaleur serait due à une augmentation de la circulation sanguine au niveau des capillaires de la peau afin d'accroître les pertes de chaleur par voie sensible, conduisant à une réduction du prélèvement de nutriments par la mamelle. Sur la base d'une méta-analyse [Dourmad et al. \(2015\)](#) ont estimé que la production laitière diminuait de 124 g/jour et par degré au-dessus de 20°C. La production laitière peut également être influencée par d'autres facteurs de l'environnement comme le bruit ([Algers & Jensen, 1991](#)).

L'origine génétique des truies affecte également leur production laitière de manière importante. Ainsi, par exemple, la production des truies Large White est supérieure de 5 kg/j de celle des truies Piétrain au cours de la troisième semaine de lactation ([Grün et al. 1993](#) cités par [Etienne et al. \(2000\)](#)). Par ailleurs, l'évolution observée au cours des années passées du poids de portée au sevrage indique que la sélection génétique pour des animaux plus prolifiques s'est accompagnée d'un accroissement pas tout-à-fait proportionnel de la production laitière des truies ([Etienne et al., 2000](#)), sans évolution majeure de la composition du colostrum ou du lait ([Silalahi et al., 2017](#)). Sur cette base (Tableau 1.1), on peut ainsi estimer que la production de lait des truies s'est accrue d'environ 60% au cours de ces quarante dernières années, alors que paradoxalement elle n'a pas constitué un critère direct de sélection.

1.3.6 Facteurs de variation de l'appétit des truies en lactation

L'appétit des truies en lactation nourries *ad libitum* est un facteur particulièrement important à considérer dans une démarche d'alimentation de précision des truies allaitantes. En effet l'appétit conditionne directement ses apports nutritionnels et donc le niveau de couverture de ses besoins. La connaissance *a priori* de l'ingestion spontanée est donc indispensable pour établir en amont la composition de la ration et déterminer les teneurs en AA et minéraux permettant de couvrir les besoins journaliers. En pratique, la prise en compte des facteurs de variation de l'ingestion spontanée permet également de limiter les refus et le gaspillage d'aliment.

Pour autant, aucun modèle mécaniste permettant de prédire la consommation d'aliment n'existe à ce jour compte tenu de la complexité et de la multiplicité des facteurs intervenant dans sa détermination ([Black, 2009](#)). L'ingestion spontanée a davantage été étudiée de manière empirique sur la base de données expérimentale ou de résultats d'élevages. Les facteurs de variation de l'ingestion des truies en lactation sont habituellement regroupés en trois catégories, ceux liés à l'animal (poids vif, épaisseur de lard dorsal, origine génétique, taille de la portée), ceux liés aux conditions d'élevage (densité, paramètres d'ambiance, qualité de l'air, santé, température) et ceux liés à l'aliment (teneur en énergie et/ou en fibres, compositions nutritionnelles, traitement technologique, mode de présentation, fréquence d'alimentation) ([Dourmad, 1988](#), Tableau 1.5). Nous présentons ici les principaux facteurs pour comprendre les mécanismes de

TABLEAU 1.5 – Récapitulatif des principaux facteurs de variation de l'ingestion alimentaire spontanée chez la truie en lactation (Dourmad, 1988)

Facteurs de variation	Effet observé sur l'ingestion spontanée
Stade de lactation	Augmente avec le stade de lactation jusqu'à un plafond atteint la seconde semaine
Type génétique	Consommation inférieure chez les types "maigres" par rapport aux types "gras" (à confirmer)
Taille de la portée	Augmente mais ne compense pas l'augmentation des besoins
Numéro de portée	Augmentation de la consommation
Poids de la truie	Augmentation supérieure à l'augmentation des besoins d'entretien jusqu'à 180 kg
État d'engraissement à la mise-bas	Diminution de la consommation
Température ambiante	Diminution de 80 à 120 g/°C/j en dessous de 16-18°C
Teneur en énergie	Diminution de la quantité ingérée Augmentation de l'énergie ingérée
Teneur en protéines	Diminution lorsque la teneur en protéines est inférieure à 12% du régime
Teneur en lysine	Pas d'effet (au moins au dessus de 0,6%)
Teneur en tryptophane	Effet important en dessous de 0,07%
Niveau d'alimentation en gestation précédente	Plus le niveau est élevé, moins la truie en lactation consomme
Présentation de l'aliment	Consommation supérieure sous la forme de "soupe" qu'en farine
Distribution	Augmentation avec le nombre de distributions

régulation de l'appétit chez la truie en lactation.

Influence du stade lactation

La consommation d'aliment des truies augmente rapidement durant la première semaine de lactation pour atteindre un maximum au cours de la troisième semaine (Quiniou, Renaudeau *et al.*, 2000 ; Guillemet *et al.*, 2006) (NRC, 1987) puis elle se stabilise ou décroît légèrement par la suite (Figure 1.13). Cette évolution est en partie liée aux pratiques d'élevage qui consistent à augmenter progressivement les apports d'aliment au cours de la première semaine de lactation afin d'éviter les troubles digestifs pouvant résulter d'une consommation excessive (Mémento de l'éleveur de porc, 2013).

En moyenne, la consommation d'aliment des truies en lactation a tendance à suivre une évolution similaire à celle de la production laitière. Toutefois des différences semblent exister

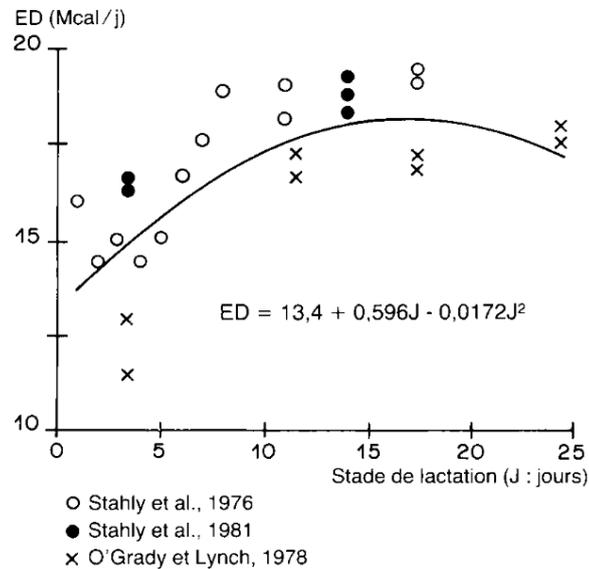


FIGURE 1.13 – Évolution du niveau d'énergie ingérée spontanément en fonction du stade de lactation (Dourmad, 1988)

entre truies dans cette dynamique, en relation avec les pratiques d'alimentation au cours des premiers jours de lactation et des caractéristiques individuelles des animaux. Sur la base de données d'élevage (Koketsu *et al.*, 1996) ont ainsi pu identifier jusqu'à six types de courbes d'évolution de la consommation.

Influence de la teneur en énergie de l'aliment

La teneur en énergie de la ration affecte l'ingestion spontanée des truies en lactation. D'après une synthèse bibliographique, Dourmad (1988) estime que l'augmentation de 17% de la teneur en EM de l'aliment entraîne une baisse de l'ingestion de 7%. Pour autant, la quantité d'EM ingérée *in fine* reste supérieure de 9% par rapport à l'aliment moins concentré. La prise alimentaire semble donc en partie régulée par la teneur en énergie digestible de la ration (Roy *et al.*, 2000).

La teneur en protéines de la ration semble également affecter l'ingestion pendant la lactation. Dans l'étude de Dourmad (1988), le passage d'une teneur de 16% à moins de 12% entraîne la réduction de la consommation d'aliment de 15% en moyenne.

Influence de l'âge et du poids des truies

La consommation d'aliment est plus faible pour les truies primipares par rapport aux multipares. Koketsu *et al.* (1996) identifient trois catégories de truies. Les truies de faible rang de portée (≤ 2) consomment en moyenne moins de 5 kg d'aliment par jour ; les truies de rang

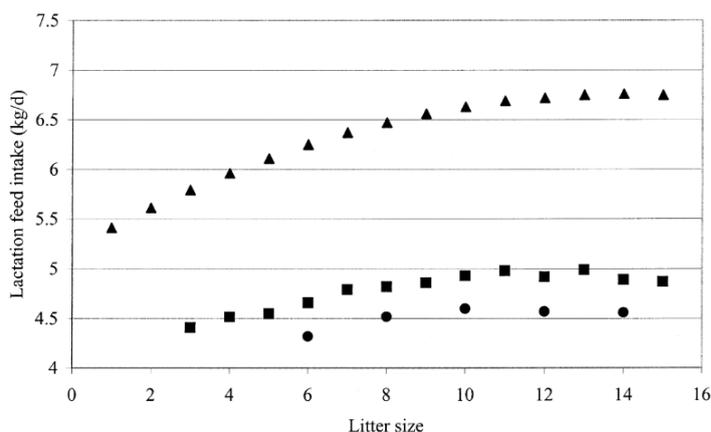


FIGURE 1.14 – Ingestion spontanée en fonction de la taille de portée : ■ Koketsu et al., (1996a); ● Auldist et al., (1998); ▲ O'Grady et al., (1985) (d'après Eissen *et al.*, 2000)

intermédiaire (3 à 6) entre 5 et 5,25 kg/j; les truies de rang élevé (≥ 7) plus de 5,25 kg/j.

La truie atteint progressivement son poids de maturité au cours des cycles de reproduction. Or les besoins d'entretien sont directement liés au poids de l'animal. Une partie de l'élévation de la consommation décrite par Koketsu *et al.* (1996) peut donc s'expliquer par l'âge de l'animal. L'élévation de la consommation d'aliment peut également s'expliquer par l'augmentation de la taille de la portée qui entrainerait une hausse des besoins de production laitière (Dourmad *et al.*, 1998, Figure 1.14).

Influence de l'adiposité des truies

Les différences d'adiposité des truies à la mise-bas peuvent avoir deux origines. Elles peuvent être (1) d'origine génétique et résulter de différences entre races ou entre lignées à la suite de la sélection, ou (2) liées à la variabilité entre animaux de même origine.

Il existe ainsi des différences de consommation entre races. Schinckel *et al.* (2010) observent une consommation moindre des truies Duroc comparée aux truies Large-White ou Landrace et Sinclair *et al.* (1998) observent une consommation plus élevée chez des truies primipares de race Meishan comparées à des truies de race Large White ou Landrace (respectivement 6,4, 5,2 et 5,1 kg/j $P < 0,001$). L'ingestion spontanée des truies en lactation est un caractère génétique héritable (Eissen *et al.*, 2000) avec une héritabilité estimée à 0,30 par Bergsma *et al.* (2007). Dans la plupart des lignées commerciales femelles, les porcs ont été sélectionnés pour la prolificité, les performances de croissance et la teneur de la carcasse en viande maigre, ce qui a conduit à une réduction de l'adiposité des truies, avec des effets controversés sur leur appétit et leur longévité (Bidanel *et al.*, 2020).

En revanche, au sein d'une même race ou d'une même lignée, l'ingestion spontanée diminue

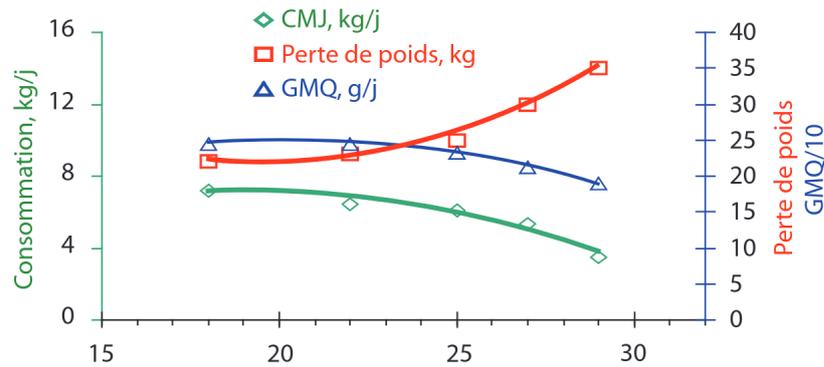


FIGURE 1.15 – Influence de la température ambiante sur l'ingestion spontanée (CMJ, kg/j), la perte de poids des truies (kg) et la croissance des porcelets (10 g/j) (Quiniou & Noblet, 1999)^a

a. <https://www.ifip.asso.fr/sites/default/files/pdf-documentations/truiea3.pdf>

chez les animaux les plus gras et augmente chez les animaux les plus maigres. « Ceci semble mettre en avant le rôle des réserves lipidiques dans les mécanismes de régulation de l'appétit, alors que l'effet du type génétique serait le résultat d'une sélection à long terme sur un critère lié à l'appétit » (Dourmad, 1988). La constitution excessive de réserves pendant la gestation semble causer une résistance à l'insuline au moment de la mise bas (Weldon et al. 1994 cités par Koketsu *et al.* (1996)). La truie réduirait alors son ingestion afin de limiter la concentration sanguine en glucose (Eissen *et al.*, 2000).

Influence de la température ambiante

Les dépenses de thermorégulation des truies gestantes sont principalement liées à la lutte contre le froid, la température ambiante étant assez fréquemment inférieure au seuil de thermoneutralité à ce stade (Noblet, 1990). Par rapport à la gestation, la température critique inférieure (TCI) des truies allaitantes est plus faible du fait de leur forte consommation d'aliment et serait voisine de 12°C selon Black *et al.* (1993), contre près de 20°C chez les truies gestantes. Cette TCI basse rend les truies allaitantes peu sensibles au froid mais beaucoup plus sensibles au chaud (Quiniou, Renaudeau *et al.*, 2000 ; Renaudeau *et al.*, 2001) avec des effets sur la consommation d'aliment et la production laitière (Figure 1.15).

D'après la synthèse de Nyachoti *et al.* (2004), la consommation d'aliment augmente de 25 à 39 g/j pour chaque degré Celsius en dessous de la TCI et diminue de 40 à 80 g/j pour chaque degré au-dessus de la température critique supérieure (TCS) qui se situe autour de 22°C (Black *et al.*, 1993). Cette dernière situation est fréquente puisque les maternités sont chauffées au plus proche des besoins des porcelets, dont la zone de thermoneutralité est supérieure à celle des truies. La réduction de la consommation d'aliment est un des mécanismes mis en œuvre

face à des températures élevées. Ainsi, la production de chaleur liée à l'utilisation des aliments est réduite (Dourmad *et al.*, 2015). Elle entraîne aussi une diminution de la concentration plasmatique en nutriments indispensables à la production laitière (Renaudeau, 2001). Lorsque la température fluctue autour d'une valeur moyenne de confort, la truie adapte son comportement et favorise les prises alimentaires durant les périodes les plus fraîches de la journée (Quiniou, Renaudeau *et al.*, 2000). Dourmad *et al.* (2015) ont estimé sur la base d'une méta-analyse de la bibliographie, que la consommation journalière d'aliment diminuait de façon curvilinéaire avec la température ambiante moyenne. En outre, ils observaient que l'effet de la chaleur sur l'ingestion est plus intense pour les truies multipares que pour les primipares (Dourmad *et al.*, 2015).

Éléments clés

En nutrition porcine, les besoins nutritionnels sont estimés selon une approche factorielle, ce qui permet de prendre en compte les besoins propres à chaque fonction physiologique. Le lait de truie est une sécrétion riche en nutriments et difficilement mesurable en pratique. Sa sécrétion nécessite des apports nutritionnels élevés en énergie, AA et minéraux. Plusieurs facteurs relatifs à la truie et à son environnement permettent de décrire les variations de la production laitière et de l'ingestion.

1.4 Machine Learning et élevage

Face à l'explosion des données produites en élevage, les méthodes statistiques traditionnelles sont de plus en plus confrontées à des problèmes liés à la taille des jeux de données. Par ailleurs, les capteurs utilisés en élevage permettent de constituer des jeux de données complexes, provenant de sources de données hétérogènes (mesures continues, images, sons ...), et généralement variables au cours du temps et dans l'espace (Largouët, 2019). Ces nouveaux types de jeux de données rendent nécessaire l'utilisation de méthodes capables d'en extraire des informations utiles et mieux appropriées à leur traitement informatique.

Comme pour de nombreux autres domaines aujourd'hui, les méthodes de machine learning deviennent de plus en plus incontournables au sein des systèmes d'élevage de par leur aptitude à éclairer la structure de données massives et hétérogènes. Les modèles appris de ces données peuvent ensuite être intégrés dans des systèmes d'aide à la décision à des fins de prédiction. Dans cette section, nous proposons donc de poser le cadre général du machine learning, une approche encore relativement récente dans le monde des sciences animales et de l'élevage. Nous présentons ensuite des exemples d'algorithmes utilisés dans le cadre de l'élevage de précision.

1.4.1 Principes généraux de Machine Learning

Au sein des sciences des données et de l'informatique, le machine learning est un sous-domaine de l'intelligence artificielle. Selon Samuel (1959), le machine learning est un champ de recherche qui donne aux ordinateurs la capacité d'apprendre un problème sans avoir été explicitement programmé pour le résoudre. Une application de machine learning consiste par exemple à programmer un ordinateur afin qu'il reconnaisse automatiquement les codes postaux écrits à la main sur des enveloppes (Han et al., 2011). Une autre définition du machine learning a été proposée par Mitchell (1997) dans les termes suivants :

« Un programme informatique est capable d'apprendre depuis une expérience E , au regard de la tâche T , et d'une mesure de performance P , si sa performance en T , telle que mesurée par P , s'améliore avec l'expérience E ».

Types d'attributs

Différentes terminologies existent pour qualifier les données manipulées par les algorithmes de machine learning. Nous en donnons ici une vue d'ensemble sur la base des revues de Han et al. (2011) et Kuhn et Johnson (2013), et des exemples, afin de faciliter l'appropriation des concepts suivants par le plus grand nombre de lecteurs. Les termes "points de données", "exemples", "observations", ou "instances" font référence à une unité indépendante de données. Chaque unité indépendante de données est composée d'un ou plusieurs attributs, aussi appelés

"dimensions", "variables", "descripteurs", ou encore "*features*" en anglais. Chaque unité indépendante de données peut ensuite être composée d'une "cible", aussi appelée "réponse" ou "variable dépendante", dans le cas particulier de l'étude d'une donnée d'intérêt à partir de ses attributs.

Les attributs d'une même base de données peuvent être de différentes natures (Han *et al.*, 2011) :

- Les attributs nominaux représentent des catégories au sein desquelles il existe de nombreuses valeurs symboliques possibles. En élevage, le type génétique d'un porc (Large White, Piétrain, Duroc...) est un exemple d'attribut nominal.
- Les attributs binaires représentent des catégories pour lesquelles il n'existe que deux valeurs possibles. Le sexe de l'animal illustre ce type d'attribut lorsqu'il est associé à un opérateur booléen afin de représenter les valeurs mâle et femelle.
- Les attributs ordinaux sont des attributs pour lesquels il est possible d'y associer un rang. Le rang de portée de la truie constitue un très bon exemple de ce type d'attribut, les truies de rang 1 correspondant aux truies réalisant leur première lactation, les truies de rang 2 réalisant leur seconde lactation, et ainsi de suite.
- Les attributs numériques sont composés de valeurs numériques continues ou discrètes :
 - Les attributs numériques continus correspondent très souvent à des valeurs potentiellement infinies au sein de l'ensemble des réels \mathbb{R} , comme par exemple le poids vif d'un porc.
 - Les attributs numériques sont discrets lorsqu'il s'agit de valeurs finies au sein d'un intervalle spécifique de données. La grille de paiement des carcasses Uniporc (P1, P2, P3, Gamme, P4, P5) est un exemple de discrétisation du poids vif, les porcs des catégories P1 à P3 étant qualifiés de "légers", et ceux de P4 et P5 de "lourds" comparativement à ceux du cœur de la gamme.
- Les attributs de données peuvent également être statiques ou dynamiques selon qu'ils présentent ou non une caractéristique temporelle. Dans le second cas, la collection d'un ensemble d'observations ordonnées au cours du temps porte le nom de série temporelle, le pas de temps utilisé étant dépendant de chaque application.

Types d'apprentissage automatique

Différents types d'apprentissage existent en machine learning. Ils se différencient par leur niveau de supervision, c'est à dire par la quantité d'information utilisée sur la donnée cible pendant le processus d'apprentissage d'un algorithme (Géron, 2019). Au cours d'un apprentissage *non supervisé*, l'objectif est de découvrir "à l'aveugle" la structure de données massives et hétérogènes de manière automatique (Willcock *et al.*, 2018). Les observations fournies à l'algorithme

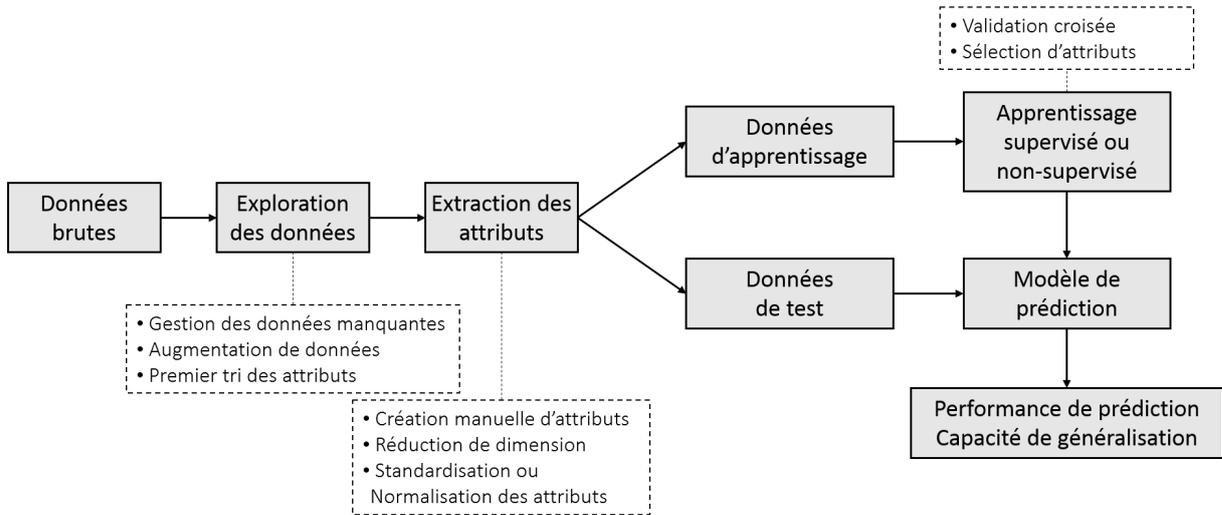


FIGURE 1.16 – Une approche d'apprentissage automatique (adapté de Valletta *et al.* (2017))

ne contiennent aucune indication permettant d'identifier *a priori* leur structure. En revanche, au cours d'un apprentissage *supervisé*, les observations sont fournies à l'algorithme sous la forme de paires (attributs, cible). Grâce à ces données annotées, l'algorithme peut "observer" la cible pour apprendre la structure existant entre elle et ses attributs (VanderPlas, 2016). Il existe également des approches d'apprentissage semi-supervisé utilisant à la fois des données annotées et des données non-annotées.

Exemple de tâches à travers un processus complet

Les problèmes à résoudre en machine learning font souvent appel à un enchainement de plusieurs algorithmes pouvant relever de types d'apprentissage différents. La figure 1.16 présente un exemple de processus allant des données brutes jusqu'à la prédiction sur de nouvelles observations. Nous nous appuyons sur cette figure pour illustrer différentes tâches couramment réalisées en machine learning :

- L'étape d'**exploration des données brutes** consiste à traiter les observations manquantes et aberrantes, par exemple en les supprimant, ou en réalisant une imputation. Ceci présente l'intérêt de centrer l'apprentissage de l'algorithme sur le problème devant être résolu, plutôt que sur des particularités ou des défauts liés à la collecte des données.
- L'étape d'**extraction des attributs** consiste à sélectionner les attributs les plus discriminants de la base de données, afin de réduire le coût lié à l'apprentissage et d'améliorer la performance de certains algorithmes (Kuhn & Johnson, 2013). Cette étape de sélection peut reposer sur des algorithmes *non-supervisé* de réduction de dimension. Ces algorithmes réalisent une transformation du jeu de données initiales en une représentation simplifiée,

par exemple en regroupant ou en supprimant certains attributs (VanderPlas, 2016). Les avantages de la réduction de dimension sont par exemple de trouver les meilleurs attributs pour la prédiction, de visualiser la structure de données à haute dimension, de supprimer des attributs redondants, ou encore d'accélérer le processus d'apprentissage (Valletta et al., 2017). Une fois les attributs sélectionnés, une action fréquente consiste à standardiser (centrer-réduire) ou à normaliser les attributs avant de les utiliser pour l'apprentissage.

- L'étape d'**apprentissage** repose au préalable sur la séparation des données en un ensemble d'apprentissage et un ensemble de test. Les données peuvent alors suivre deux types d'apprentissage.
 - Les données d'apprentissage peuvent en effet être fournies à un algorithme *supervisé* ayant pour objet d'apprendre la fonction mathématique qui lie une cible à ses attributs souvent nombreux et hétérogènes. Lors de cette étape, les paramètres de l'algorithme sont ajustés pour permettre un apprentissage "optimal" des données. La classification relève de l'apprentissage d'une cible catégorielle. La régression relève de l'apprentissage d'une cible numérique continue.
 - Les données d'apprentissage peuvent aussi être fournies à un algorithme d'apprentissage *non supervisé*, tel qu'un algorithme de clustering. L'objectif du clustering est d'identifier des groupes d'observations similaires, appelés *clusters* (VanderPlas, 2016). Pour que les clusters soient valides, chaque observation au sein d'un cluster doit être aussi proche que possible des autres observations de ce même cluster, et éloignée des observations appartenant aux autres clusters (Han et al., 2011). La définition des clusters reposent généralement sur une mesure de *similarité*, qui correspond à la notion de ressemblance entre deux observations. Cette similarité peut par exemple être calculée à partir de la distance euclidienne, la similarité cosinus, ou du coefficient de corrélation de Pearson.
- Au cours de l'**étape de validation**, le modèle de prédiction appris à l'étape précédente est appliqué aux données de test (Liakos et al., 2018). Sa capacité de généralisation est donc évaluée sur des données de même nature mais n'ayant pas participé à l'apprentissage. Cette capacité de généralisation est aussi appelée performance de prédiction.

Capacité de généralisation et problèmes d'apprentissage

La capacité de généralisation est fortement dépendante des attributs retenus pour la phase d'apprentissage (Figure 1.16). Des observations insuffisamment décrites ne peuvent aboutir à un modèle de prédiction satisfaisant. À l'inverse, réaliser la phase d'apprentissage à partir d'attributs trop nombreux, imprécis, ou redondants, fait courir le risque d'augmenter inutilement le temps de calcul, et empêcher l'algorithme de converger vers une solution. L'extraction des attributs

peut être réalisée manuellement à dire d'experts, ou être automatisée par des algorithmes non-supervisé de réduction de dimension afin de préserver la structure des données tout en les agrégeant lorsque c'est possible (Valletta *et al.*, 2017).

La capacité de généralisation dépend également de la capacité du modèle de prédiction retenu à trouver un compromis entre le *biais* (*i.e.* l'erreur de prédiction) et la *variance* (*i.e.* l'apprentissage des données) (VanderPlas, 2016). Ce compromis relève de deux problèmes d'apprentissage fréquents, le problème de haut biais (*underfit* en anglais) et le problème de haute variance (*overfit* en anglais). Le premier correspond à un apprentissage trop faible de la structure des données, tandis que le second correspond à un sur-apprentissage des données et de leur bruit. Dans ces deux cas, la capacité de généralisation sur les données nouvelles est faible.

Processus de validation

L'évaluation de la capacité de généralisation est une étape clé dans l'apprentissage d'un algorithme. Selon les types d'apprentissage, différentes métriques existent.

Dans le cas de l'apprentissage supervisé, la validation de l'algorithme peut être mesurée avec des métriques comparant la donnée prédite avec la donnée observée (VanderPlas, 2016). La performance des tâches de classification s'évalue par exemple avec des métriques telles que *F1-score*, *Precision*, *Recall*, *Accuracy* pour des cibles catégorielles et l'AUC (Area Under the Curve) pour des cibles catégorielles binaires. Les classifications peuvent également être évaluées à travers une matrice de confusion représentant les cibles correctement classées (vrais positifs et vrais négatifs) avec les cibles classées dans une mauvaise catégorie (faux positifs et faux négatifs). Pour la régression, les métriques comparent les valeurs continues prédites et observées. La performance peut par exemple être évaluée avec des mesures telles que l'erreur moyenne absolue (MAE), l'erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE), l'erreur quadratique moyenne (RMSE), et l'erreur quadratique moyenne en pourcentage (RMSPE).

Dans le cas de l'apprentissage non supervisé, la performance de l'algorithme doit être évaluée intrinsèquement, puisqu'aucune structure des données n'est connue à l'avance. La performance des algorithmes de clustering peut par exemple être évaluée avec des scores de validité interne, tels que l'indice Silhouette (Rousseeuw, 1987), l'indice Calinski Harabasz (Calinski & Harabasz, 1974), ou l'indice Davies-Bouldin (Davies & Bouldin, 1979).

L'apprentissage d'un modèle permet d'ajuster ses paramètres. La validation croisée à k blocs est par exemple une technique permettant d'ajuster de façon optimale les paramètres du modèle en évitant les situations de haute variance (James *et al.*, 2013), ou de valider un algorithme quand il n'y a pas suffisamment de données annotées. Les données d'apprentissage sont divisées en k blocs, les données d'un bloc sont utilisées comme données de validation, et l'entraînement est réalisé sur les données de $k - 1$ blocs. L'erreur de validation est estimée sur le bloc retenu à cet effet, et le processus est répété k fois. La statistique obtenue par validation croisée donne

ensuite une estimation fiable de la qualité d'apprentissage du modèle (James *et al.*, 2013). Avec cette méthode, la quantité de données disponibles pour entraîner le modèle de façon optimale est maximisée, tandis que la statistique obtenue par validation croisée donne une estimation fiable de la qualité d'apprentissage et de la capacité de généralisation du modèle (James *et al.*, 2013 ; Willcock *et al.*, 2018).

Pour un même algorithme, plusieurs modèles de prédiction avec des hyperparamètres différents sont généralement comparés entre eux. Ces paramètres sont qualifiés d'hyperparamètres, dans la mesure où ce sont des paramètres externes au processus d'apprentissage. Le modèle résultant de la meilleure combinaison d'hyperparamètres au regard de la capacité de généralisation est alors retenu.

1.4.2 Exemples d'algorithmes d'apprentissage en élevage

Nous proposons à présent d'illustrer ces concepts à travers des exemples d'algorithmes d'apprentissage automatique et leur utilisation dans le domaine de l'élevage. D'un point de vue de l'aide à la décision, les problèmes traités par ces algorithmes en élevage relèvent généralement du comptage, de la détection et de la prédiction (Largouët, 2019). Les exemples présentés ne sont pas strictement limités au cadre de l'élevage porcin mais permettent de répertorier des algorithmes de nature différentes.

***k*-plus-proches-voisins**

Dans l'algorithme *k*-plus-proches-voisins, la méthode consiste à apprendre à l'identique les exemples présents dans la base de données. Pour toute observation avec une cible à déterminer, l'algorithme recherche d'abord dans la base d'entraînement l'ensemble des observations présentant des attributs comparables, au moyen d'une mesure de similarité comme la distance euclidienne. Une fois identifiées, les observations de la base d'entraînement sont utilisées pour prédire la nouvelle cible. Cette approche nécessite de charger dans la mémoire de l'ordinateur toute la base d'entraînement, ce qui en limite souvent la portée.

Au regard des applications en élevage, Vázquez-Diosdado *et al.* (2019) ont par exemple développé une méthode autour de cet algorithme pour déterminer le comportement d'ovins parmi trois classes (en mouvement, debout, couché), à partir des données d'accéléromètres et de gyroscopes.

Machines à vecteurs de support

En apprentissage *supervisé*, les Machines à Vecteurs de Support (SVM) permettent de traiter des tâches de classification binaire, comme dans la figure 1.17. Les SVM ont initialement été proposées par (Boser *et al.*, 1992). Pour un ensemble de points appartenant à deux classes, la SVM

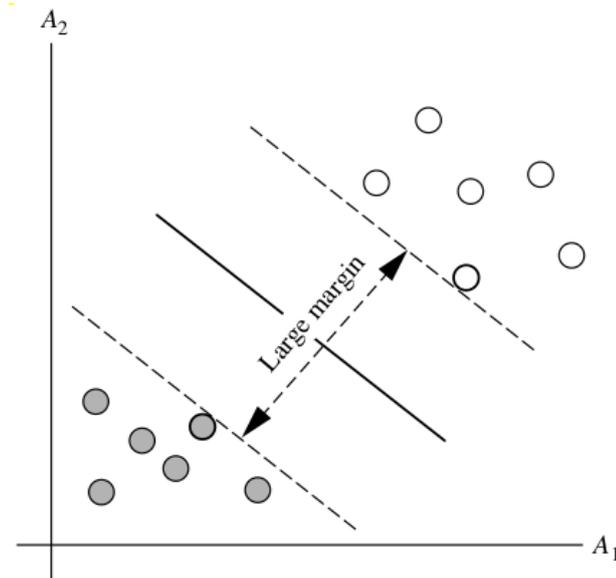


FIGURE 1.17 – Exemple d'utilisation d'une machine à vecteurs de support sur des données en 2D. Les ronds gris et blancs représentent les deux classes à séparer. L'hyperplan séparant les deux données des deux classes avec la plus grande distance est représenté par une ligne noire oblique. Les vecteurs de support sont présentés avec une bordure épaisse (d'après Han *et al.* (2011)).

cherche une ligne de séparation au sein d'un hyperplan qui permet de séparer effectivement les deux classes. Puisqu'il existe plusieurs solutions, la SVM cherche également à maximiser la distance entre la ligne de séparation et les observations les plus proches. Cette distance est appelée *marge* et les observations servant à calculer la marge sont appelées *vecteurs supports*. Les SVM peuvent être utilisées en combinaison avec des fonctions noyaux pour séparer des données non séparables de façon linéaire (VanderPlas, 2016).

Au regard des exemples en élevage, Escalante *et al.* (2013) ont par exemple utilisé ce type d'algorithmes pour classer automatiquement le comportement des truies à partir des données d'accéléromètres. Les différentes activités à reconnaître concernent deux types de position (couchée sur le côté, sur le ventre), et trois activités (alimentation, marche, fouissage). Du *et al.* (2020) ont également utilisé les SVM pour détecter quatre types de vocalisations chez les poules pondeuses en lien avec leur confort thermique. Les auteurs ont obtenu une précision (*Precision*) de $97.6 \pm 1.9\%$ et une sensibilité (*Recall*) de $95.1 \pm 4.3\%$. Les SVM peuvent également être utilisées pour des tâches de régression. Jia *et al.* (2020) ont par exemple développé un modèle de prédiction de la température corporelle chez le porc ($MSE = 0,159^{\circ}C$).

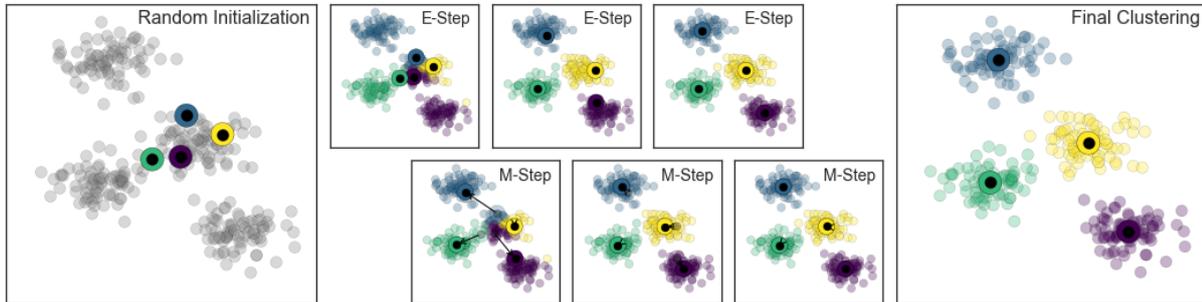


FIGURE 1.18 – Illustration du fonctionnement de l’algorithme k -means, d’après VanderPlas (2016)

k -Means

En apprentissage *non-supervisé*, l’algorithme k -Means est un algorithme de clustering par partitionnement (Lloyd, 1982). Cet algorithme utilise une démarche par itération afin d’identifier k groupes de données permettant de minimiser la variance intra-cluster tout en maximisant la variance inter-cluster (Han *et al.*, 2011). Cette démarche se compose de trois étapes représentées à la figure 1.18 et présentée ci-dessous :

1. La première étape d’initialisation consiste à choisir aléatoirement k centroides, représentant les valeurs initiales moyennes de chaque cluster.
2. La seconde étape consiste à calculer la distance entre chaque observation et les k centroides à partir d’une mesure de distance telle que la distance euclidienne. Chaque observation est ensuite affectée au centroïde le plus proche.
3. La troisième étape consiste à recalculer les nouveaux k centroides à partir des observations affectées à chaque cluster.

Les étapes d’affectation et d’estimation de la valeur des k centroides sont répétées jusqu’à ce que les affectations des observations n’évoluent plus.

Au regard des applications pour l’élevage, Xu *et al.* (2020) ont par exemple utilisé l’algorithme k -Means pour analyser les interactions sociales entre bovins élevés en groupe, à partir de données de localisation. L’interprétation de ces interactions met en avant des phénomènes d’attraction, de répulsion, et de leadership entre animaux. Guo *et al.* (2018) ont également utilisé cet algorithme dans la détection de lésions sur l’articulation du genou chez la vache laitière.

Arbres de décision et forêts aléatoires

En apprentissage *supervisé*, les arbres de décision sont des algorithmes permettant de réaliser des classifications et des régressions. Ils permettent d’organiser progressivement les observations

en groupes de plus en plus homogènes au regard de la cible (Kuhn & Johnson, 2013). Ils déterminent pour chaque attribut la ou les valeurs permettant d'obtenir des sous-groupes plus homogènes, ce qui permet de construire un graphique de l'arbre. La prédiction pour une nouvelle observation peut être obtenue en parcourant les différents *nœuds* de arbre jusqu'aux *noeuds terminaux*. Les arbres de décision peuvent cependant facilement conduire à un sur-apprentissage des observations lorsque le nombre maximal de *noeuds* est très important.

Les méthodes ensemblistes telles que les forêts aléatoires, ou *random forest* en anglais, reposent sur la construction d'un très grand nombre d'arbre de décision. Les prédictions obtenues pour chaque arbre sont ensuite agrégées (*bagging*) afin d'obtenir la prédiction finale (Breiman, 2001). L'étape d'agrégation permet de réduire le problème lié au sur-apprentissage de chaque arbre.

Au regard des exemples en élevage, Warner *et al.* (2020) ont utilisé l'algorithme *random forest* pour détecter les problèmes locomoteurs dans les troupeaux de vaches laitières. Les auteurs ont obtenu un Area Under the Curve (AUC) de 0,75, une précision (*Precision*) de 87% et une sensibilité (*Recall*) de 54%. Alsahaf *et al.* (2018) ont également utilisé cet algorithme pour prédire l'âge des porcs à l'engraissement correspondant à leur poids idéal pour l'abattage ($r^2=0,62$).

Perceptron multicouche

En apprentissage *supervisé*, l'algorithme perceptron multicouche appartient à la famille des réseaux de neurones artificiels. Un réseau de neurones artificiels correspond à l'interconnexion de nombreuses unités logiques, à l'image des neurones du cerveau. Nous abordons ici le fonctionnement du perceptron multicouche (Rumelhart & McClelland, 1986), illustré à la figure 1.19.

Les observations entrent par une première couche, au moyen d'un neurone par attribut. Chaque neurone est ensuite connecté aux neurones d'une ou plusieurs couches intermédiaires. Chacun de ces neurones correspond à une fonction d'activation non linéaire permettant de convertir une observation d'entrée en une observation de sortie. L'apprentissage consiste à ajuster les paramètres et le poids des connexions entre neurones. Enfin, les neurones de l'avant-dernière couche sont connectés à une couche de sortie pour la prédiction.

Au regard des applications en élevage, Krieter *et al.* (2006) ont par exemple utilisé cet algorithme sur des séries temporelles, afin de détecter automatiquement l'oestrus des vaches laitières. Ces séries temporelles étaient composées d'observations régulières de leur activité physique. Le perceptron multicouche a permis de prédire le moment de l'oestrus avec une précision (*Precision*) de 99,6% et une sensibilité (*Recall*) de 77,5% sur 373 oestrus.

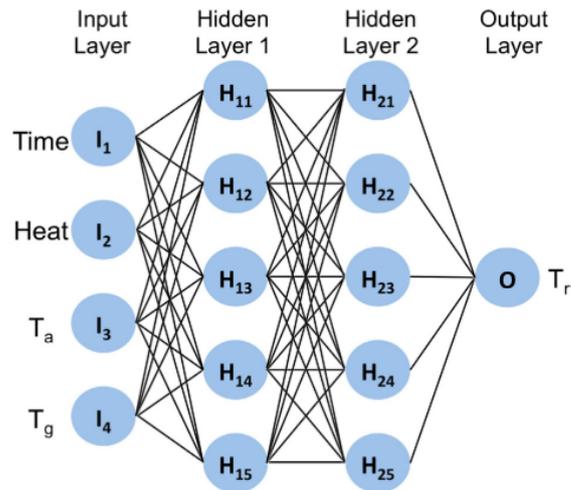


FIGURE 1.19 – Exemple d’un réseau neuronal perceptron multicouche, d’après [Gorczyca et al. \(2018\)](#)

Éléments clés

Le machine learning constitue un ensemble de méthodes et d’algorithmes permettant de traiter des données massives et hétérogènes, pouvant être statiques ou dynamiques. Ces méthodes présentent en général une capacité de généralisation intéressante sur des données nouvelles de par leur capacité à identifier des relations non-linéaires entre les attributs de données. Les algorithmes d’apprentissage supervisé peuvent être utilisés pour la classification et la régression, tandis que les algorithmes non supervisés peuvent être utilisés la découverte automatique de structure au sein de grandes bases de données.

Conclusion

La lactation est une étape singulière du cycle biologique de la truie, où l'alimentation joue un rôle clé pour la truie elle-même et pour la survie et la croissance de la portée allaitée. De nouveaux systèmes d'alimentation de précision voient le jour et permettraient de mieux ajuster les apports nutritionnels aux besoins individuels des truies en lactation, tout en offrant des perspectives intéressantes pour améliorer la durabilité et l'efficacité des systèmes d'élevage. Ces systèmes restent cependant à mettre en œuvre en lactation sur la base des connaissances actuelles en nutrition, de l'analyse de données pouvant être collectées en élevage à l'échelle individuelle, et d'OAD permettant de prendre un grand nombre de décisions en temps réel.

Certaines données nécessaires au calcul des besoins individuels selon l'approche factorielle sont aujourd'hui disponibles en élevage. Il s'agit du poids vif de la truie pour l'évaluation des besoins d'entretien. Celui-ci peut être mesuré à l'occasion du déplacement de la truie en fin de gestation vers la salle de maternité. Son évolution jusqu'au sevrage pourrait être simulée à partir du poids vif et de l'ELD à l'entrée en maternité, et des apports nutritionnels journaliers.

Les données nécessaires à l'évaluation des besoins de production ne sont en revanche pas disponibles. Il n'existe en effet aucun moyen de connaître directement la production laitière journalière de chaque truie. Celle-ci pourrait être évaluée à partir de la croissance journalière de la portée, mais impliquerait des manipulations fréquentes des porcelets pouvant perturber le rythme des tétées. Elle pourrait en revanche être prédite à partir d'effets bien décrits dans la littérature sur la truie (génétique, rang de portée), sa lactation (nombre de porcelets allaités), et son environnement (photo-période, température). Ces informations pourraient être obtenues par des capteurs ou demandées à l'éleveur.

La détermination de la composition de la ration permettant de couvrir les besoins journaliers nécessite quant à elle de connaître le niveau d'ingestion des truies. Bien que de nombreux facteurs affectant la consommation individuelle et journalière soient identifiés, il n'existe pas à ce jour de modèle mécaniste capable d'en réaliser la prédiction. Cette consommation pourrait en revanche être prédite avec des méthodes d'apprentissage automatique appropriées aux données de consommation enregistrées par des distributeurs d'aliment connectés.

QUESTION DE RECHERCHE ET DÉMARCHE SCIENTIFIQUE

2.1 Problématique

Dans les systèmes d'alimentation conventionnels, les recommandations d'apports pour le troupeau sont établies en appliquant des marges de sécurité autour de la moyenne des besoins nutritionnels de la population (Vautier *et al.*, 2013). Ces marges de sécurité servent notamment à couvrir la variabilité de ces besoins entre les animaux et au cours du temps, les incertitudes d'estimation de la valeur nutritive des aliments et à compenser les conditions de milieu lorsqu'elles sont défavorables (Sauvant, 2005b). Concrètement, la variation de la composition du régime ou des marges de sécurité se répercute forcément sur l'une ou plusieurs des réponses du troupeau (production, rejets de polluants, coût alimentaire, bien-être et santé des animaux. . .).

Au regard de la variabilité des besoins nutritionnels de la truie en lactation, cette approche présente un risque de sous-alimentation, pour les truies ayant des besoins supérieurs à la marge de sécurité. Celles-ci n'expriment alors pas pleinement leur potentiel de production, et peuvent mobiliser des quantités importantes de réserves corporelles. Dans le même temps, les truies les moins performantes sont suralimentées et ceci d'autant plus que la marge de sécurité est importante. Ces excès se traduisent par un coût alimentaire élevé et des risques de pollution. La variabilité des besoins nutritionnels au cours de la lactation n'est généralement pas prise en compte dans le cadre d'une distribution *ad libitum* d'un seul aliment, l'objectif étant le plus souvent de limiter l'apparition de déficits énergétiques, tout en évitant le gaspillage d'aliment. Les systèmes conventionnels d'alimentation des truies allaitantes reposant sur un seul aliment ne sont donc ni optimaux pour chacune des truies qui compose le troupeau, ni optimaux au cours de la lactation, ce qui encourage la recherche de systèmes d'alimentation plus efficaces.

Le concept d'alimentation de précision repose précisément sur l'intégration des différentes sources de variabilité individuelle et journalière des besoins nutritionnels afin d'estimer une ration optimale, c'est à dire couvrant sans excès les besoins de chaque animal. En lactation, la composition et les teneurs en AA et minéraux de l'aliment distribué pourraient être modulées par un mélange journalier individualisé de deux aliments, afin d'éviter l'apparition de carences

et d'excès pour ces nutriments. Il semble en revanche plus difficile d'ajuster la teneur en énergie de la ration sans pénaliser la consommation d'aliment de la truie, celle-ci étant déjà limitante.

Ce nouveau concept d'alimentation nécessite cependant de modifier profondément la façon de prendre les décisions durant la phase de lactation. Il suppose en effet :

- (i) de mobiliser en temps réel des connaissances expertes en nutrition de la truie en lactation pour estimer les besoins nutritionnels à l'échelle de chaque individu. Ces connaissances sont aujourd'hui agrégées au sein de modèles mécanistes, tels InraPorc[®], mais ces modèles permettent seulement de calculer *a posteriori* des besoins représentatifs d'un troupeau, sur la base de mesures des performances moyennes des truies ;
- (ii) de collecter des données à l'échelle de chaque individu et/ou en temps réel, sur la truie (consommation d'aliment, poids vif, épaisseur de lard dorsal, rang de portée) et sa portée (nés totaux, nombre de porcelets allaités, poids des porcelets). Les nouvelles technologies rendent possible l'informatisation de la collecte des observations de l'éleveur au cours de cette étape clé du cycle de reproduction, et les nouveaux distributeurs d'aliment connectés permettent d'enregistrer des consommations journalières ;
- (iii) de prédire simultanément la quantité d'aliment consommée par la truie et la quantité de nutriments exportés dans le lait au cours du temps pour pouvoir ensuite estimer la composition idéale de sa ration. Ceci semble réaliste grâce à l'apprentissage automatique qui permet de construire des modèles prédictifs performants à partir de données statiques (discrètes, continues) ou dynamiques (séries temporelles). Ces algorithmes pourraient être entraînés à partir des données individuelles précédemment collectées ;
- (iv) de prendre des décisions à l'échelle individuelle en temps réel sur la base des informations et des prédictions précédentes. Cette tâche pourrait être automatisée par le développement d'un Outil d'Aide à la Décision capable d'interagir avec des distributeurs connectés pour procéder à un mélange individualisé et journalier de plusieurs aliments.

Dans la suite de cette thèse, nous apporterons donc des éléments de réponse à la question de recherche suivante :

Comment élaborer un Outil d'Aide à la Décision capable d'estimer en temps réel la ration optimale à distribuer en lactation, à partir des connaissances actuelles en nutrition, et de l'exploitation des données mesurables aujourd'hui à l'échelle de chaque truie ?

2.2 Contributions

La démarche que nous proposons combine des composants de natures différentes au sein d'un OAD afin de répondre à notre problématique de prédiction de la ration optimale des truies en lactation, en temps réel, et à l'échelle individuelle (Figure 2.1, page 62). Ces composants font l'objet des contributions de cette thèse, et sont ainsi organisées :

- Le **chapitre 3** introduit un modèle nutritionnel mécaniste et individu-centré de prédiction des besoins à pas de temps journalier. Il s'appuie sur les connaissances expertes du domaine de la nutrition présentées dans la synthèse bibliographique (Chapitre 1) permettant d'établir de manière factorielle ces besoins à l'échelle du troupeau. L'approche retenue dans cette thèse est de combiner les connaissances nutritionnelles de modèles mécanistes, tels InraPorc[®] avec des données propres à chaque truie, pour estimer *a priori* les besoins nutritionnels journaliers à l'échelle individuelle.
- Le **chapitre 4** introduit une méthode d'apprentissage supervisé pour la prédiction du poids de portée au sevrage, ce poids étant utilisé comme mesure indirecte de la production laitière. Différents algorithmes d'apprentissage automatique seront évalués à partir de données numériques et catégorielles. Les données de performances proviennent de six élevages expérimentaux en France et au Canada. Les prédictions du meilleur algorithme seront utilisées en entrée du modèle nutritionnel afin de moduler l'estimation des besoins individuels en fonction de la croissance attendue de la portée.
- Le **chapitre 5** introduit un algorithme de prédiction de la consommation individuelle et journalière des truies en lactation. De nouveaux automates de distribution sont aujourd'hui en mesure de collecter d'importantes quantités de consommations individuelles et journalières. Cet algorithme reposera sur l'exploitation d'une base de données contenant des séries temporelles, provenant de six élevages de production au Canada. Il mettra en œuvre des techniques de clustering pour identifier automatiquement des groupes de comportements alimentaires au sein de chaque élevage, et proposera une méthode pour utiliser ces comportements alimentaires dans le cadre d'une prédiction en temps réel. Les prédictions de cet algorithme seront combinées avec les sorties du modèle nutritionnel afin d'estimer pour chaque truie la composition d'une ration tenant compte de l'estimation de ses besoins journaliers et de son appétit.
- Le **chapitre 6** décrira la mise en œuvre informatisée des différents composants de l'OAD au cours d'une expérimentation de validation conduite en conditions d'élevage. Il permettra de comparer le système d'alimentation conventionnel en lactation avec le système d'alimentation de précision reposant sur la démarche suivie au cours de la thèse. Pour cela, l'OAD est en mesure de piloter l'automate en charge de la distribution en lui transmettant, sur une base journalière, la composition de la ration estimée pour chaque truie.

Les chapitres 3 à 6 sont présentés sous la forme de publications scientifiques et reprennent chacune le matériel et méthodes utilisés, les résultats obtenus et des éléments de discussion. L'ensemble des résultats de la thèse est ensuite discuté de manière transversale dans le chapitre 7.

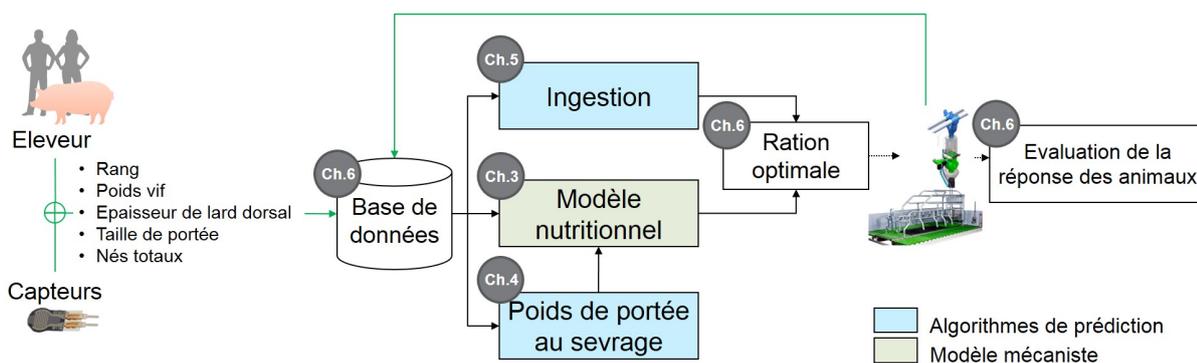


FIGURE 2.1 – Description schématique de l’OAD pour l’estimation de la ration optimale à délivrer à une truie en lactation. Chaque chapitre de la thèse correspondant à un composant de l’OAD est précisé dans une pastille grise.

MODÉLISATION DYNAMIQUE DES BESOINS NUTRITIONNELS INDIVIDUELS CHEZ LA TRUIE EN LACTATION

La couverture des besoins nutritionnels pendant la lactation est très dépendante de la production laitière et de la consommation d'aliment, et varie largement entre les truies. En pratique, l'ajustement des apports alimentaires aux besoins individuels est difficile car les besoins sont établis à partir des performances moyennes du troupeau.

L'article ci-après, publié au *Journal of Animal Science*, introduit un modèle nutritionnel mécaniste et dynamique permettant de répondre à la question de la prédiction des besoins à l'échelle individuelle (Figure 2.1). Le modèle développé combine les connaissances récentes sur l'utilisation des nutriments par la truie allaitante avec les données disponibles en élevage sur les truies à la mise-bas (rang, poids vif, épaisseur de lard dorsal) et sur leurs performances individuelles (ingestion journalière d'aliment de la truie, taille de portée et gain moyen quotidien des porcelets) pour estimer leurs besoins nutritionnels journaliers et par kg d'aliment. L'approche a ensuite été testée sur une base de données constituée de 1450 lactations.

Les effets de l'élevage (A, B), de la semaine de lactation (S1, S2 et S3+) et du rang de portée (P1, P2 et P3+) sont significatifs sur les performances des truies et sur leurs besoins journaliers en énergie métabolisable, lysine et phosphore digestibles. Le besoin moyen en lysine digestible par kg d'aliment est plus bas en S1 (6,4 g/kg), puis se stabilise en S2 (8,0 g/kg) et S3+ (7,8 g/kg). Il est plus bas pour les truies P3+ (6,7 g/kg) et P2 (7,3 g/kg) que P1 (8,3 g/kg) du fait de l'ingestion plus élevée des truies multipares. Les évolutions du besoin en phosphore selon la semaine et le rang sont comparables.

L'utilisation des données d'élevage permet d'intégrer l'effet de la variabilité des performances sur les besoins nutritionnels individuels des truies allaitantes. Le modèle présenté correspond à un nouveau paradigme de modèles capables de fonctionner avec des données d'élevage historiques (e.g. pour l'évaluation *ex post* des besoins nutritionnels) ou avec des données en temps réel (e.g. pour le contrôle de l'alimentation de précision).

Dynamic modeling of nutrient use and individual requirements of lactating sows

R. Gauthier^{*}, C. Largouët^{‡,§}, C. Gaillard^{*}, L. Cloutier[#], F. Guay[†], J.Y. Dourmad^{*}

^{*}PEGASE, Agrocampus Ouest, INRA, 35590, Saint-Gilles, France

[‡]Agrocampus Ouest, 35000 Rennes, France

[§]IRISA, 35000 Rennes, France

[#]CDPQ, G1V4M6, Québec City, Canada

[†]Université Laval, G1V0A6, Québec City, Canada

Abstract

Nutrient requirements of sows during lactation are related mainly to their milk yield and feed intake, and vary greatly among individuals. In practice, nutrient requirements are generally determined at the population level based on average performance. The objective of the present modeling approach was to explore the variability in nutrient requirements among sows by combining current knowledge about nutrient use with on-farm data available on sows at farrowing (parity, body weight (**BW**), backfat thickness (**BT**)) and their individual performance (litter size, litter average daily gain, daily sow feed intake) to estimate nutrient requirements. The approach was tested on a database of 1,450 lactations from two farms. The effects of farm (**A**, **B**), week of lactation (**W1**: week 1, **W2**: week 2, **W3+**: week 3 and beyond), and parity (**P1**: 1, **P2**: 2, **P3+**: 3 and beyond) on sow performance and their nutrient requirements were evaluated. The mean daily ME requirement was strongly correlated with litter growth ($R^2 = 0.95$; $P < 0.001$) and varied slightly according to sow BW, which influenced the maintenance cost. The mean daily standardized ileal digestible (**SID**) lysine requirement was influenced by farm, week of lactation, and parity. Variability in SID lysine requirement per kg feed was related mainly to feed intake ($R^2 = 0.51$; $P < 0.001$) and, to a smaller extent, litter growth ($R^2 = 0.27$; $P < 0.001$). It was lowest in W1 (7.0 g/kg), greatest in W2 (7.9 g/kg), and intermediate in W3+ (7.5 g/kg; $P < 0.001$) because milk production increased faster than feed intake capacity did. It was lower for P3+ (6.7 g/kg) and P2 sows (7.3 g/kg) than P1 sows (8.3 g/kg) due to the greater feed intake of multiparous sows. The SID lysine requirement per kg of feed was met for 80% of sows when supplies were 112% and 120% of the mean population requirement on farm A and B, respectively, indicating higher variability in requirements on farm B. Other amino acid and mineral requirements were influenced in the same way as SID lysine. The present modeling approach allows to capture individual variability in the performance of sows and litters according to farm, stage of lactation, and parity. It is an initial step in the development of new types of models able to process historical farm data (e.g. for *ex post* assessment of nutrient requirements) and real-time data (e.g. to control precision feeding).

Keywords: model, sow, milk production, feed intake, amino acids, mineral

3.1 Introduction

Nutrient requirements during lactation depend mainly on milk yield and feed intake, and vary greatly among individuals (NRC, 2012). In practice, however, the same standard lactation diet is generally delivered to all sows in the herd, and nutrient intake is often insufficient to meet nutrient requirements (Noblet *et al.*, 1990), especially of primiparous sows. Sows experiencing negative energy balance can, to some extent, maintain their milk production by using their body energy reserves (Noblet & Etienne, 1986), while milk production appears more sensitive to protein or amino acid deficiency (Richert *et al.*, 1997; NRC, 2012), which may influence the subsequent reproductive performance of sows (Trottier *et al.*, 2015). Conversely, sows receiving more nutrients than required release large amounts of nitrogen and phosphorus in excreta, which results in increased environmental impacts and feeding costs. Although nutrient requirements seem to vary greatly due to variability in milk yield and feed intake, those during lactation are usually established at the population level, or for an average sow that represents the herd. Variability in the performance of sows within the herd is thus generally not considered or is considered only by using security margins (NRC, 2012). In recent years, development of innovative feeders and availability of technologies for high-throughput phenotyping of individual sows provide new opportunities to better adapt nutrient supplies to individual performance and requirements. Precision feeding has been successfully evaluated for growing pigs (Cloutier *et al.*, 2015) and gestating sows (Dourmad *et al.*, 2017) but not yet for lactating sows. Developing precision feeding during lactation first requires modeling evolution in nutrient use for each sow. The objective of the model developed is thus to explore the variability in energy, amino acids, and mineral requirements among sows, both per day and per kg of feed.

3.2 Materials and Methods

The animal data used in this modeling approach were obtained from two studies which received approval from the University Laval and from the Sherbrooke Research and Development Centre of Agriculture and Agri-Food Canada animal use and care committees. They were carried out in accordance with the recommendations of the Canadian Council on Animal Care (CCAC, 2009).

3.2.1 General Approach

The originality of the approach developed (Figure 6.B.1) is the combination of current knowledge about nutrient use of sows with the flow of data recorded on-farm during lactation. These data include (i) farrowing events (date of farrowing, parity, body weight (**BW**) and backfat thickness (**BT**) of sows, number and weight of piglets at birth and after litter homoge-

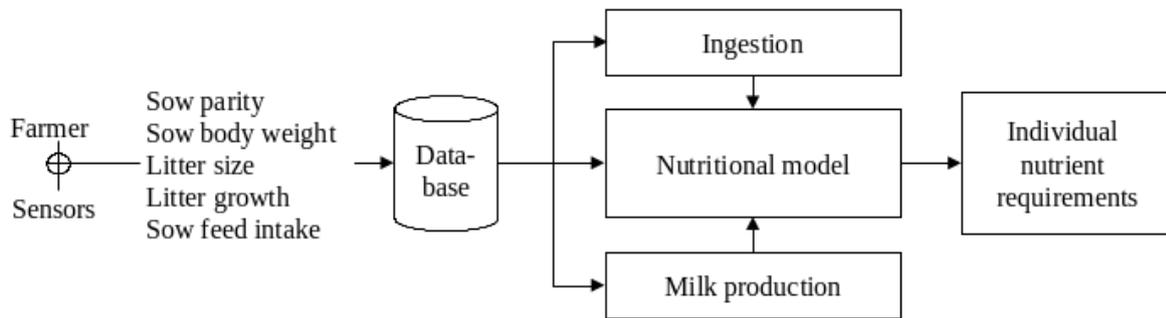


Figure 3.1 – Estimate of individual nutrient requirements from data collected on-farm.

nization), (ii) events that occur during lactation (piglet cross-fostering and mortality, daily sow feed intake), and (iii) weaning events (date of weaning, litter size, and litter weight). In practice, the farmer or sensors can record these types of data, which may provide a more accurate and dynamic prediction of nutrient requirements. A mechanistic module based mainly on the InraPorc model (Dourmad *et al.*, 2008), was used on a daily basis to calculate nutrient requirements and predict changes in sow body reserves according to estimated milk production and measured feed intake. The module calculates daily maintenance costs and milk production costs for each sow, considering its daily performance. With this approach, nutrient requirements may change according to days in milk, performance, and individual farm situation.

3.2.2 Determining Nutrient Requirements

Nutrient Use. Energy and amino acids are partitioned between maintenance costs and milk production costs. As Feyera and Theil (2017) described, the energy and amino acids that sows release during postpartum uterine involution also contribute to milk synthesis (Table 3.1, Eq. 1 and 6). Body reserves may also provide large amounts of lipids and protein in response to nutritional deficiencies. From Eq. 1 and 6, requirements were estimated without considering maternal energy supplies (ER_m) or amino acids (AAR_m), except those from the involuting uterus.

Milk Production. In relation to the factorial approach, nutrient requirements of lactating sows are usually estimated from the quantity of milk components produced (Noblet & Etienne, 1989; NRC, 2012). Determining the lactation curve is therefore essential to describe the amounts of nutrients required each day to produce milk. The Wood’s non-linear model, firstly developed for dairy cows (Wood, 1967), has been applied to other species including small ruminants, horses and sows. The present model used the lactation curve of Hansen *et al.* (2012), who used meta-analysis to re-parameterize the Wood lactation curve (Wood, 1967) as the natural logarithm of milk production at days 5, 20, and 30 (Eq. 18). The daily change in milk production is represented for each sow with a factor ($\alpha(t)$) that integrates the effects of litter size and litter

Table 3.1 – Main equations describing daily nutrient use of lactating sows¹

Item	Equation	No.
Utilization of ME	$ME = ME_m + E_{milk} / k_{milk} - ER_m / k_{rm} - E_U \times k_{rm} / k_{milk}$	[1]
ME for maintenance ² kJ/d	$ME_m (t) = 460 \times BW^{0.75} (t)$	[2]
Efficiency of ME for milk production ³	$k_{milk} = 0.72$	
Efficiency of body reserves for milk production ³	$k_{rm} = 0.88$	
Energy exported in milk, kJ/d ^{4,12}	$E_{milk} (t) = (20.6 \times LADG - 376 \times LS) \times \alpha (t)$	[3]
Energy content of the uterus wall, kJ ⁵	$\log (E_U) = 9.853 - 3.098 \times \exp(-0.006915 \times 115) + 0.06542 \times n$	[4]
Energy from uterine involution, kJ/d	$E_U (t) = \log (E_U) \times \exp[-\log (2) / \lambda \times (t - 1)] - \log (E_U) \times \exp[-\log (2) / \lambda \times t]$	[5]
Utilization of AA	$AA = AA_m + (Prot_{milk} \times AA_{milk} / k_{AA}) - (AA_U + AAR_m) \times k_{AA}$	[6]
AA for maintenance, g/d	$AA_m (t) = [(AA_d + AA_{turn}) \times BW^{0.75} (t)] + AA_e \times DMI (t)$	[7]
Protein exported in milk, g/d ^{4,12}	$Prot_{milk} (t) = (0.0257 \times LADG + 0.42 \times LS) \times 6.38 \times \alpha (t)$	[8]
Protein content of the uterus wall, g ⁵	$\log (Prot_U) = 7.653 - 4.207 \times \exp(-0.004477 \times 115) + 0.07239 \times n$	[9]
Protein from uterine involution, g/d	$Prot_U (t) = Prot_U \times \exp[-\log(2) / \lambda \times (t - 1)] - Prot_U \times \exp[-\log(2) / \lambda \times t]$	[10]
NR balance associated with Lys _{SID} , g/d ⁶	$NR_{lys} (t) = -14.2 + 1.335 \times Lys_{SID} (t) - 0.629 \times Prot_{milk} (t) / 6.38 + Prot_U (t) \times 0.065$	[11]
Utilization of minerals (M)⁷	$M_{req} (t) = M_m (t) + M_{milk} (t) / 0.98$	[12]
Phosphorus (P) for maintenance, g/d ⁸	$P_m (t) = 0.010 \times BW (t)$	[13]
P exported in milk, g/d ^{8,9}	$P_{milk} (t) = Prot_{milk} (t) \times 1.55 / 50$	[14]
Calcium (Ca) for maintenance, g/d ⁷	$Ca_m (t) = 0.014 \times BW (t)$	[15]
Ca exported in milk, g/d ⁷	$Ca_{milk} (t) = P_{milk} (t) \times 1.37$	[16]
Half-life of postpartum uterine involution, d^{10,11}	$\lambda = 6.2$	[17]
Milk production, kg/d¹²	$MP (t) = a \times t^b \times e^{-c \times t}$	[18]
	$a = \exp[1/3 \times (-ly_{20} \times \log(128/27) - 3 \times \log(20) \times ly_{30} + 5 \times \log(20) \times ly_{20} - 2 \times \log(20) \times ly_5 + 4 \times ly_5 \times \log(128/27) + 12 \times ly_{30} \times \log(5) - 20 \times \log(5) \times ly_{20} + 8 \times \log(5) \times ly_5) / \log(128/27)]$	
	$b = -(3 \times ly_{30} - 5 \times ly_{20} + 2 \times ly_5) / \log(128/27)$	
	$c = 1/15 \times [ly_5 \times \log(128/27) - ly_{20} \times \log(128/27) - 3 \times \log(20) \times ly_{30} + 5 \times \log(20) \times ly_{20} - 2 \times \log(20) \times ly_5 + 3 \times ly_{30} \times \log(5) - 5 \times \log(5) \times ly_{20} + 2 \times \log(5) \times ly_5] / \log(128/27)$	
	$ly_5 = 1.93 + 0.07 \times (LS - 9.5) + 0.04 \times (LADG - 2.05)$	
	$ly_{20} = 2.23 + 0.05 \times (LS - 9.5) + 0.23 \times (LADG - 2.05)$	
	$ly_{30} = 2.15 + 0.02 \times (LS - 9.5) + 0.31 \times (LADG - 2.05)$	
Milk production factor ¹²	$\alpha (t) = MP (t) / MP_{average}$	[19]
Chemical composition of sows⁶	Lipids (t), kg/d = $-26.4 + 0.221 \times EBW (t) + 1.331 \times BT (t)$	[20]
	Protein (t), kg/d = $2.28 + 0.178 \times EBW (t) + 0.333 \times BT (t)$	[21]
	Energy (t), MJ/d = $-1074 + 13.65 \times EBW (t) + 45.94 \times BT (t)$	[22]

¹ ME = utilization of metabolizable energy, ME_m = ME for maintenance (kJ/d), t = days in milk during the lactation period (d), E_{milk} = energy in milk (kJ/d), k_{milk} = efficiency of ME for milk production, ER_m = energy from body reserves (kJ/d), k_{rm} = efficiency of energy from body reserves for milk production, E_U = energy from uterine involution (kJ/d), BW = body weight (kg), LADG = litter average daily gain (g), LS = litter size (number of piglets), α (t) = milk production factor per sow and per day, n = number of fetuses, AA = utilization of digestible AA (g/d), AA_m = AA for maintenance (g/d), Prot_{milk} = protein exported in milk (g/d), AA_{milk} = AA composition of milk (g/d), k_{AA} = efficiency of AA for milk production, AA_U = AA from uterine involution (g/d), AAR_m = AA from body reserves (g/d), AA_d = AA losses due to desquamation (g/d), AA_{turn} = AA losses due to turnover (g/d), AA_e = AA endogenous losses (g/kg DMI), DMI = dry matter intake (kg), Prot_U = protein from uterine involution (g/d), NR_{lys} = nitrogen retention balance associated with standardized ileal digestible lysine (g/d), Lys_{SID} = standardized ileal digestible lysine intake (g/d), M_{req} = mineral requirements (g/d), M_m = mineral for maintenance (g/d), M_{milk} = mineral exported in milk (g/d), P_m = phosphorus for maintenance (g/d), P_{milk} = phosphorus exported in milk (g/d), Ca_m = calcium for maintenance (g/d), Ca_{milk} = calcium exported in milk (g/d), λ = half-life of postpartum uterine involution (d), MP = milk production (kg), MP_{average} = average milk production for the lactation period (kg/d). The parameters of the Wood equation, ly₅, ly₂₀ and ly₃₀ represent the natural logarithm of the milk yield at d 5, 20, and 30 of lactation, EBW = empty body weight (kg), BT = back fat thickness (mm) ²Noblet *et al.* (1990) ³Noblet and Etienne (1987) ⁴Noblet and Etienne (1989) ⁵Noblet (1990) ⁶Dourmad *et al.* (1998) ⁷Bikker and Blok (2017) ⁸Jondreville and Dourmad (2005a) ⁹Gueguen and Perez (1981) ¹⁰Palmer *et al.* (1965) ¹¹Graves *et al.* (1967) ¹²Hansen *et al.* (2012)

growth (Eq. 19).

Metabolizable Energy Requirement. During lactation, the energy requirement for maintenance was estimated as 460 kJ ME/kg BW^{0.75} (Noblet *et al.*, 1990) (Eq. 2) and was assumed to be unaffected by thermoregulation and activity. According to Noblet and Etienne (1987), the efficiency of metabolizable energy (ME) for milk production (k_{milk}) of 72%, and that of energy mobilized from body reserves (k_{rm}) of 88% were used. Energy in milk was calculated for each sow based on litter average daily gain and litter size (Noblet & Etienne, 1989; NRC, 2012) (Eq. 3). This equation was combined with the daily milk production factor (α (t)) to estimate the daily amount of energy exported in milk. In the present model, energy provided during postpartum uterine involution contributes to the total energy supply with the same efficiency as that from body reserves (k_{rm}). Energy content in the uterine wall at 115 days of gestation was estimated as a function of the number of fetuses (Eq. 4) (Noblet, 1990). The half-life of postpartum uterine involution was 6.2 days (Eq. 17), based on Graves *et al.* (1967) and Palmer *et al.* (1965). Daily energy release from the uterus was then calculated according to uterine energy content at parturition and its exponential rate of involution (Eq. 5).

Standardized Ileal Digestible Amino Acid Requirements. Maintenance and milk production costs were calculated for all essential amino acids considering the contribution of uterine release (Table 3.1; Eq. 6). The maintenance requirement was estimated as the sum of desquamation, minimum protein turnover, and basal endogenous intestinal losses (NRC (2012); Eq. 7). Integument losses (skin and hair) were estimated for each amino acid according to sow metabolic weight (AA_d ; Moughan, 1999). The requirement for minimum protein turnover (AA_{turn}), also expressed per kg of metabolic weight (Table 3.2), reflects the minimum amino acid catabolism (NRC, 2012). Basal endogenous losses (AA_e) are composed of protein secreted in the intestinal tract and not reabsorbed by the sow. They depend on feed dry matter intake (Eq. 7; Sauvant *et al.*, 2004). The requirement for milk production was estimated for each amino acid, on a daily basis, from the amount of protein exported in the milk (Eq. 8), the amino acid content in sow milk (NRC, 2012), and a maximum marginal efficiency of utilization (k_{AA} ; Table 3.2). The maximum efficiency of standardized ileal digestible (SID) amino acid utilization was considered a constant value and was calculated from the ideal amino acid profile for lactation according to the approach developed by van Milgen *et al.* (2008) for fattening pigs and used by Strathe *et al.* (2015) for lactating sows. It was assumed that the ideal amino acid profile was obtained for an average sow weighing 180 kg, consuming 5.5 kg/d, with a litter growth of 2,200 g/d, and a litter size of 11 piglets. Using these data, the information in Table 3.2, and assuming that the maximum efficiency of lysine is 0.78 (Dourmad *et al.*, 1998), the maximum efficiency of each amino acid was calculated. The result of this approach is that the maximum efficiencies of SID amino acids for milk are constant, while the ideal amino acid profile may vary according to the relative contribution of requirements for maintenance and milk production, which have

Table 3.2 – Maximum efficiency of using standardized ileal digestible protein and amino acids for milk protein deposition, calculated from the ideal amino acid profile, maintenance requirements and body composition

AA	Integu- ment loss ¹ (AA _d), mg/kg BW ^{0.75}	Losses due to basal turnover ¹ (AA _{turn}), mg/kg BW ^{0.75}	Basal en- dogenous losses ² (AA _e), g/kg DMI	Content in mater- ial body protein ³ , g/16 g N	Ideal amino acid profile ⁴ , % of Lysine	Milk ⁵ compo- sition, g/16 g N	Maxi- mum efficiency (k _{AA})
Lysine	4.5	23.9	0.313	6.96	100	7.0	0.78 ⁶
Methionine	1.0	7.0	0.087	1.88	30	1.9	0.70
Cystine	4.7	4.7	0.140	1.03	30	1.6	0.61
Tryptophan	0.9	3.5	0.117	0.95	19	1.3	0.76
Threonine	3.3	13.8	0.330	3.70	66	4.3	0.74
Phenylalanine	3.0	13.7	0.273	3.78	60	4.1	0.77
Tyrosine	1.9	9.0	0.223	2.86	55	4.0	0.81
Leucine	5.3	27.1	0.427	7.17	115	8.4	0.82
Isoleucine	2.5	12.4	0.257	3.46	60	3.9	0.74
Valine	3.8	16.4	0.357	4.67	85	5.0	0.66
Histidine	1.3	10.2	0.130	2.79	42	3.0	0.80
Arginine	0.0	0.0	0.280	6.26	67	4.8	0.78
Methionine + Cystine	5.7	11.7	0.227	2.91	60	3.5	0.66
Phenylalanine + Tyrosine	4.9	22.7	0.496	6.64	115	8.1	0.79

¹ Moughan (1999) ² From Noblet *et al.* (2004) ³ From Le Bellego and Noblet (2002)

⁴ Dourmad *et al.* (2008) ⁵ NRC (2012) ⁶ The maximum marginal efficiencies were calculated based on the assumption that the amino acid profile is obtained for a sow weighing 180 kg, consuming 5.5 kg/d, with a litter growth of 2,200 g/d and a litter size of 11 piglets. The maximum efficiency of lysine was set at 0.78 (Dourmad *et al.*, 1998) and the k_{AA} values of the other amino acids were estimated such as $k_{AA} = (Prot_{milk} \times AA_{milk}) / [(Lys_{milk} + (Prot_{milk} \times Lys_{milk}) / 0.78) \times Id(AA : Lys) - AA_m]$, where k_{AA} is the marginal efficiency of amino acid "AA", Prot_{milk} is the protein content of milk, AA_{milk} is the AA content of milk protein, Lys_{milk} is the lysine content of milk protein, Lys_{milk} is the lysine maintenance requirement, AA_m is the AA maintenance requirement, 0.78 is the marginal efficiency of lysine for milk production, and Id(AA:Lys) is the AA:Lys ratio in the ideal protein for lactation.

different AA profiles, to total requirement. Protein content in the uterine wall at 115 days of gestation was estimated as a function of the number of fetuses (Eq. 9; Noblet, 1990). Daily protein release from the uterus was then calculated according to the uterine wall protein content at parturition and its exponential rate of involution (Eq. 10). Amino acids released during postpartum uterine involution are assumed to be used with the same k_{AA} efficiency as SID amino acids from feed (Table 3.2), assuming that they join the same blood pool of AA as the absorbed AA. Even if amino acid requirements are met, energy deficiency seems to lead to a minimum protein mobilization (Dourmad *et al.*, 2008). The minimum ratio of catabolized protein to catabolized lipids was set at a default value of 1:20 (Pomar *et al.*, 1991), given the relative lack of information on this topic in the literature. Each day, the balance between requirements and intake was calculated for each amino acid, and the most limiting amino acid was used to estimate body protein mobilization (Eq. 11).

Phosphorus and Calcium Requirements. Standardized total tract digestible phosphorus

(STTD P) and calcium (STTD Ca) requirements were estimated as the sum of requirements for maintenance and milk production (Eq. 12). The maintenance requirement was determined according to the literature review of [Bikker and Blok \(2017\)](#) and was 10 and 14 mg/kg BW for P and Ca, respectively (Eq. 13, 15). The amounts of P and Ca in milk were estimated from milk protein content, assuming a milk P:protein ratio of 0.031 (Eq. 14; [Jondreville & Dourmad, 2005b](#); [NRC, 2012](#)) and a milk Ca:P ratio in milk of 1.37 (Eq. 16; [Bikker & Blok, 2017](#)). As determined by [Bikker and Blok \(2017\)](#), an efficiency of 0.98 of STTD P and STTD Ca for milk was used. The total Ca requirement and Total Ca:STTD P ratio were estimated assuming 50% digestibility for STTD Ca ([Bikker & Blok, 2017](#)).

Sow Body Condition and Chemical Composition. Body weight and BT at farrowing were used to determine each sow's initial energy, protein, and fat contents (Eq. 20, 21, 22; [Dourmad et al., 1998](#)). Changes in BW and BT during lactation were then simulated based on the amounts of mobilized energy (ER_m), fat, and protein derived from the nitrogen balance (NR) and were used for factorial calculation of maintenance requirements.

3.2.3 Description of the Database

A database from two experimental farms (Table 3.3) was used to represent the variability in sow and litter performances. The two datasets contained the same information on sows: parity, body condition at farrowing (*i.e.*, BW, BT), and daily sow feed intake during lactation. Litter size was recorded at birth, after homogenization within two days of lactation, and at weaning. All events that influence litter size during lactation (*e.g.* piglet cross-fostering or death) were recorded, as were dates of farrowing and weaning. The first dataset (farm A), provided by the “Centre de Développement du Porc du Québec” (Québec City, Canada), contained data from 633 lactations, with an average parity of 3.9 (SD = 2.2) and an average BW of 241 (SD = 33.4) kg ([Cloutier et al., unpublished data](#)). The litter size averaged 11.6 (SD = 1.6) suckling piglets, with an average daily weight gain of 2,569 (SD = 343) g. The duration of lactation was 25.2 (SD = 2.7) days. The second dataset (farm B), provided by Laval University (Québec City, Canada), contained data from 817 lactations, with an average parity of 1.9 (SD = 0.8) and an average BW of 218 (SD = 24.7) kg ([Lemay & Guay, 2017](#)). Parity was relatively low, mainly because this farm was used for selection purposes. Litter size averaged 11.9 (SD = 1.2) suckling piglets per sow, with an average daily weight gain of 2,633 (SD = 554) g. Lactation was shorter, with an average duration of 18.6 (SD = 2.6) days. In both datasets, sows were fed close to ad libitum using an automated feeder (Gestal, JYGA Technologies, Québec, Canada) that recorded daily feed intake and feeding behavior.

Table 3.3 – Description of lactating sows in the 2 databases used to estimate sow requirements

	No	Mean	SD	10 th per- centile	90 th per- centile
Farm A					
Sow parity	633	3.9	2.2	1.0	7.0
Sow body weight, kg	633	241.2	33.4	193.8	284.6
Sow backfat, mm	633	18.4	4.2	12.9	24.0
Sow feed intake, kg/d	633	6.5	1.2	5.0	8.2
Lactation duration, d	633	25.2	2.7	22.0	27.0
Sucking litter size	633	11.6	1.6	9.5	13.3
Litter weight gain, kg/d	633	2.56	0.34	2.14	2.99
Farm B					
Sow parity	817	1.9	0.8	1.0	3.0
Sow body weight, kg	817	218.3	24.7	186.5	250.5
Sow backfat, mm	817	14.5	4.0	9.2	20.3
Sow feed intake, kg/d	817	5.8	1.3	4.2	7.6
Lactation duration, d	817	18.6	2.6	15.0	22.0
Sucking litter size	817	11.9	1.2	10.3	13.3
Litter weight gain, kg/d	817	2.63	0.55	1.91	3.33

3.2.4 Calculations and Statistical Methods

The computational model was implemented using Python 3 (Python Software Foundation, Beaverton, Oregon). It simulated daily performance of each sow using the information available in the database and the calculated energy, amino acid, and mineral requirements. All statistical analyses of inputs and simulated data were calculated using the appropriate generalized linear model (GLM) procedure (SAS v9.4, SAS Inst., Cary, North Carolina), considering statistical significance when $P < 0.05$, with fixed effects of farm (**A**, **B**), week of lactation (**W1**: week 1, **W2**: week 2, **W3+**: week 3 and beyond), parity (**P1**: 1, **P2**: 2, **P3+**: 3 and beyond), interaction between farm and week of lactation, interaction between farm and parity, and a random sow effect to consider repeated measurements within a lactation period. Standardized ileal digestibility amino acid and STTD mineral requirements per kg of feed were estimated for each week based on the mean daily requirements and mean daily feed intake of the studied stage.

Table 3.4 – Influence of farm, week of lactation, and sow parity on performance and calculated ME, standardized ileal digestible (SID) lysine and standardized total tract digestible (STTD) phosphorus and calcium requirements¹

Item	Farm			Week of lactation			Parity			P-value					
	A	B		1	2	3+	1	2	3+	RSD ⁵	Fm	P	W	Fm × W	Fm × P
No. of sows	633	817		1450	1450	1397	454	379	617						
Performance															
Feed intake, kg/d	6.54	5.84		4.48 ^c	6.59 ^b	7.42 ^a	5.19 ^c	6.30 ^b	6.75 ^a	0.98	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.27
Milk energy, MJ/d	48.6	49.8		34.8 ^c	56.0 ^b	58.1 ^a	47.5 ^c	51.1 ^a	49.4 ^b	4.8	0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.07
Milk protein, g/d	452	463		326 ^c	521 ^b	539 ^a	446 ^c	474 ^a	459 ^b	42.5	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.11
ME															
Req ⁴ , MJ/d	94.6	94.1		74.0 ^c	103.7 ^b	106.7 ^a	89.2 ^b	96.6 ^a	96.7 ^a	6.6	0.01	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
Balance, MJ/d	-9.6	-18.1		-15.9 ^b	-18.0 ^c	-10.3 ^a	-21.7 ^c	-14.7 ^b	-9.0 ^a	13.6	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.005
SID ² lysine req ⁴															
mean, g/d	43.1	43.6		30.2 ^c	49.3 ^b	51.7 ^a	41.8 ^c	44.8 ^a	43.7 ^b	3.8	0.01	<0.001	<0.001	<0.001	0.08
mean, g/kg	6.8	7.8		7.0 ^c	7.9 ^a	7.5 ^b	8.3 ^a	7.3 ^b	6.7 ^c	1.6	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.004
STTD ³ P req ⁴															
mean, g/d	16.7	16.8		12.6 ^c	18.7 ^b	19.3 ^a	16.0 ^b	17.2 ^a	17.0 ^a	1.3	0.003	<0.001	<0.001	<0.001	0.01
mean, g/kg	2.6	3.0		2.9 ^b	3.0 ^a	2.8 ^c	3.2 ^a	2.8 ^b	2.6 ^c	0.6	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.001
STTD ³ Ca req ⁴															
mean, g/d	22.9	23.1		17.3 ^c	25.7 ^b	26.5 ^a	22.0 ^b	23.6 ^a	23.3 ^a	1.8	0.003	<0.001	<0.001	<0.001	0.01
mean, g/kg	3.6	4.1		4.0 ^b	4.1 ^a	3.9 ^c	4.4 ^a	3.9 ^b	3.6 ^c	0.9	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.001

¹ Data were analyzed with a generalized linear model including the effect of farm (Fm), week of lactation (W), sow parity (P), interaction between farm and week of lactation (Fm × W), interaction between farm and parity (Fm × P), and a random sow effect to account for repeated measurements within a lactation

² SID: Standardized Ileal Digestible

³ STTD: Standardized Total Tract Digestible

⁴ req: requirement

⁵ RSD: residual standard deviation

3.3 Results

3.3.1 Performance

Mean sow feed intake, milk energy, and protein outputs differed between farms and among weeks of lactation and parities ($P < 0.001$; Table 3.4). Sow feed intake was higher on farm A than farm B (6.54 and 5.84 kg/d, respectively). Feed intake was lower in W1 (4.48 kg/d) than in W2 and W3+ (6.59 and 7.42 kg/d, respectively). Feed intake also increased with parity, from 5.19 to 6.75 kg/d for P1 and P3+ sows, respectively. The mean milk energy output was higher on farm B than farm A (49.8 and 48.6 MJ/d, respectively; $P = 0.001$). Milk energy output was lowest in W1 (34.8 MJ/d), intermediate in W2 (56.0 MJ/d), and highest thereafter (58.1 MJ/d). Among parities, P2 sows had the highest milk energy output, while P1 sows had the lowest. The mean milk protein output was also higher on farm B than farm A (463 and 452 g/d, respectively) (Figure 3.2). Milk protein output increased with week of lactation, from 326 to 539 g/d for W1 and W3+, respectively. Like for energy output, protein output was highest for P2 sows and lowest for P1 sows. The interaction between farm and week was significant for feed intake, with lower intake in early lactation on farm B (Figure 3.2), and for milk energy and protein, with a more pronounced increase in output with day in milk (Figure 3.3) on farm B. No interaction was found between farm and parity.

3.3.2 Energy Requirements and Energy Balance

The mean daily energy requirement was strongly correlated with litter growth (Figure 3.4), with a R^2 of 0.95 ($P < 0.001$), but varied slightly according to sow BW, which influenced maintenance cost. Although milk energy output was higher on farm B, the total ME requirement was slightly lower (94.1 MJ/d) than that on farm A (94.6 MJ/d; $P < 0.01$) because farm A had the heaviest sow BW. Week and parity had a large influence on the energy requirement ($P < 0.001$). The ME requirement increased with week of lactation, from 74.0 MJ/d (W1) to more than 100 MJ/d (W2 and W3+, respectively; $P < 0.001$). The ME requirement was higher for P2 and P3+ sows (96.6 and 96.7 MJ/d, respectively) than for P1 sows (89.2 MJ/d; $P < 0.001$), due to higher maintenance requirements in older sows.

The mean energy balance, calculated for a diet containing 13.0 MJ ME/kg, was negative for both farms and all weeks and parities. The energy balance varied greatly among sows and was negative for sows consuming less than 7.51 kg/d ($P < 0.001$; Figure 3.5). It was also negative when litter growth exceeded 1,960 g/d ($P < 0.001$). The energy balance was lower on farm B than farm A (-18.1 and -9.6 MJ ME/d, respectively). The largest deficit occurred in W2 (-18.0 MJ ME/d; $P < 0.001$). The energy deficit was larger for P1 than P2 and P3+ sows (-21.7, -14.7 and -9.0 MJ ME/d, respectively; $P < 0.001$).

The total amount of energy released during postpartum uterine involution averaged 11.3

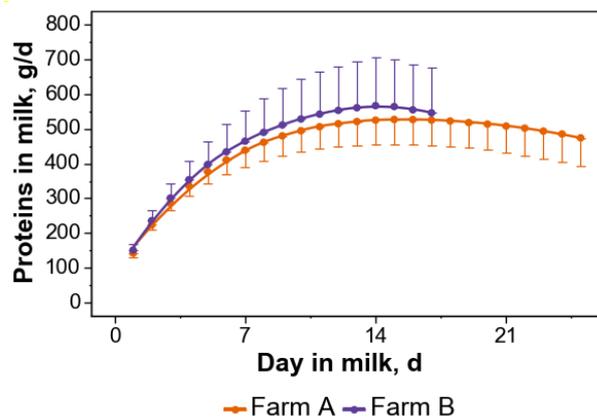


Figure 3.2 – Mean milk protein output and variability on farm A (Cloutier et al., 2019, unpublished data) and B (Lemay and Guay, 2017) during lactation. Error bars represent 1 standard deviation

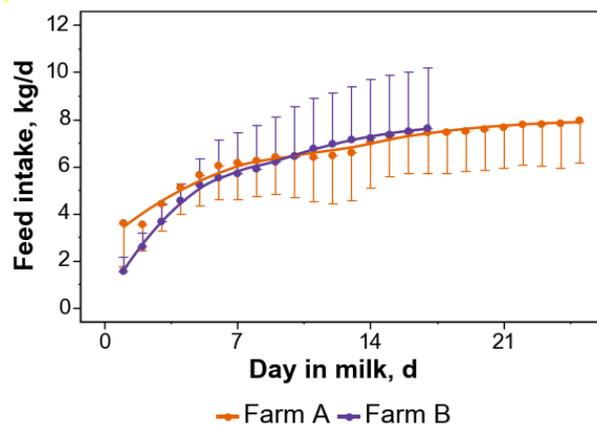


Figure 3.3 – Mean feed intake and variability on farm A (Cloutier et al., 2019, unpublished data) and B (Lemay and Guay, 2017) during lactation. Error bars represent 1 standard deviation.

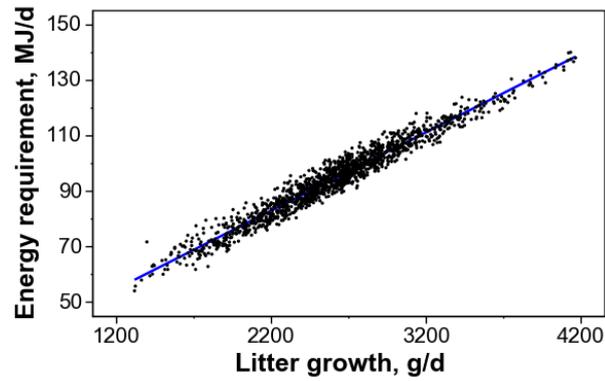


Figure 3.4 – Mean daily metabolizable energy requirement per lactating sow as a function of litter growth ($R^2 = 0.95$; blue line). Each point represents the mean requirement of a lactating sow for the lactation period.

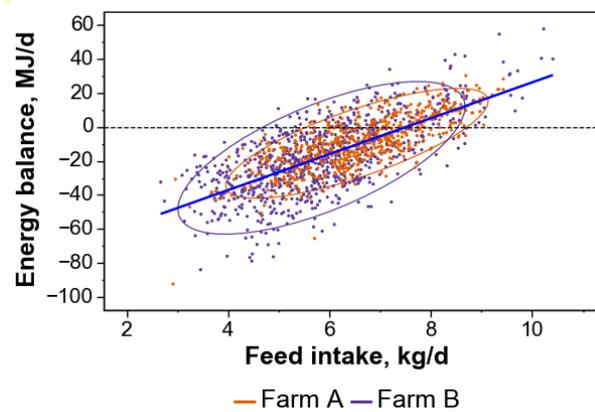


Figure 3.5 – Mean metabolizable energy balance per lactating sow as a function of feed intake ($R^2 = 0.52$; blue line). Each point represents the mean balance of a lactating sow for the lactation period.

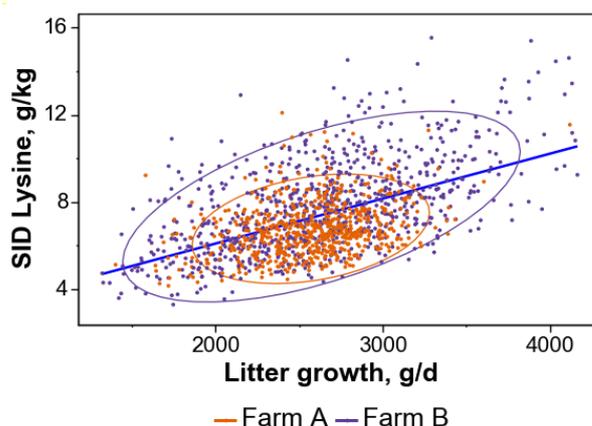


Figure 3.6 – Mean SID lysine requirement per lactating sow as a function of litter growth ($R^2 = 0.99$; blue line). Each point represents the mean requirement of a lactating sow for the lactation period.

(SD = 2.6) MJ per sow and was larger on farm A (12.0 MJ) than farm B (10.7 MJ; $P < 0.001$). It was also larger for P3+ (12.2 MJ) than P1 (10.5 MJ) and P2 (10.8 MJ) sows ($P < 0.001$). Approximately 60% of the energy from postpartum uterine involution was released in W1, 27% in W2, and 13% in W3+.

3.3.3 Standardized Ileal Digestible Lysine Requirement

The daily SID lysine requirement was strongly correlated with milk protein output, with a R^2 of 0.99 ($P < 0.001$). The SID lysine requirement differed between farms A and B (43.1 and 43.6 g/d, respectively; $P < 0.01$). The mean SID requirement per kg of feed was strongly correlated with feed intake ($R^2 = 0.51$, $P < 0.001$), and correlated to a smaller extent with litter growth ($R^2 = 0.27$, $P < 0.001$; Figure 3.6).

Week and parity had strong effects on the daily SID lysine requirement ($P < 0.001$). The SID lysine requirement increased with week of lactation, from 30.2 (W1) to 49.3 (W2) and 51.7 g/d (W3+). It was lower for P1 (41.8 g/d) than P2 and P3+ sows (44.8 and 43.7 g/d, respectively). The mean SID lysine requirement per kg of feed was lower on farm A than farm B (6.8 and 7.8 g/kg, respectively; $P < 0.001$). The dietary SID lysine content needed to meet the requirement of 80% of the sows was 7.6 and 9.4 g/kg on farm A and B, respectively (Figure 3.7), which is 11.8% and 20.5% higher than the mean requirement, respectively. The mean requirement per kg of feed was lowest in W1 (7.0 g/kg), highest in W2 (7.9), and intermediate (7.5 g/kg) in W3+. On average for the two farms, the SID lysine concentration needed to meet the requirement of 80% of the sows was 8.3, 9.4, and 8.8 g/kg in W1, W2, and W3+, respectively (Figure 3.8). Parity also influenced the SID lysine requirement, with mean values of 8.3, 7.3, and 6.7 g/kg for P1, P2, and P3+ sows, respectively. The SID lysine concentration

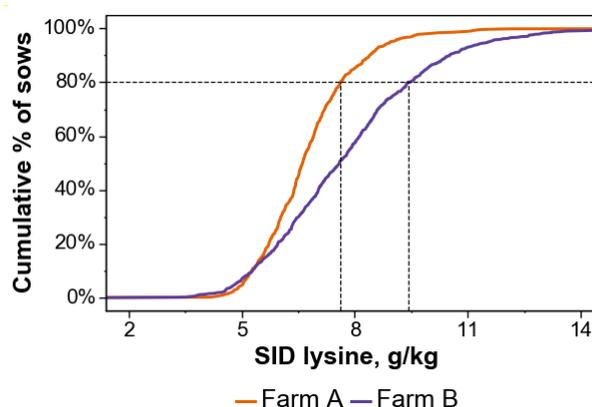


Figure 3.7 – Cumulative distribution of the SID lysine requirement per kg of feed according to farm. Vertical dashed lines represent the dietary concentration of SID lysine needed to meet the requirement for 80% of the sows on each farm.

needed to meet the requirement of 80% of sows was 9.8, 8.6, and 7.6 g/kg for P1, P2, and P3+ sows, respectively (Figure 3.9).

The total amount of lysine released by the involuting uterus averaged 29.7 (SD = 7.5) g per sow, over an average lactation of 21.9 days. This amount was larger on farm A (31.7 g) than farm B (28.2 g; $P < 0.001$) and was also influenced by parity, with a larger contribution for P3+ (32.3 g) than P1 (27.4 g) and P2 sows (28.4 g). Approximately 60% of lysine from postpartum uterine involution was released in W1, 27% in W2, and 13% in W3+.

Changes in other amino acid requirements per day and per kg of feed according to farm, week of lactation, and parity were similar to those observed for SID lysine, due to the low variation in the profile of amino acid requirements. The ratio of SID AA requirement per 100 g SID lysine requirement (mean \pm SD) was 30.2 ± 0.5 g/100 g for methionine, 60.6 ± 0.3 g/100 g for methionine and cysteine, 19.1 ± 0.2 g/100 g for tryptophan, 66.4 ± 0.4 g/100 g for threonine, 60.1 ± 0.3 g/100 g for phenylalanine, 115.4 ± 0.4 g/100 g for phenylalanine and tyrosine, 115.1 ± 0.2 g/100 g for leucine, 60.3 ± 0.2 g/100 g for isoleucine, 85.7 ± 0.3 g/100 g for valine, 42.0 ± 0.0 g/100 g for histidine and 66.3 ± 0.6 g/100 g for arginine.

3.3.4 Digestible Phosphorus Requirement

The mean STTD P requirement was higher on farm B than farm A (16.8 and 16.7 g/d, respectively; $P < 0.01$). The requirement increased during the lactation period, from 12.6 g/d in W1 to 18.7 g/d in W2 and 19.3 g/d thereafter. At the same time, the mean STTD P requirement was higher for P2 and P3+ sows (17.2 and 17.0 g/d, respectively) than for P1 sows (16.0 g/d). The mean STTD P requirement per kg of feed was lower on farm A than farm B (2.6 and 3.0 g/kg, respectively; $P < 0.001$). The dietary concentration of STTD P needed to meet the

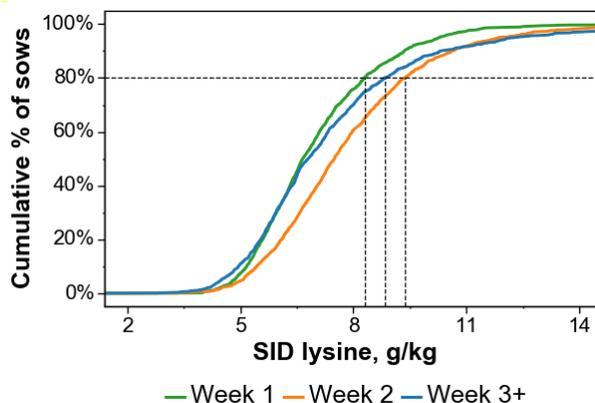


Figure 3.8 – Cumulative distribution of the SID lysine requirement per kg of feed according to week of lactation. Vertical dashed lines represent the dietary concentration of SID lysine needed to meet the requirement for 80% of the sows during each week of lactation.

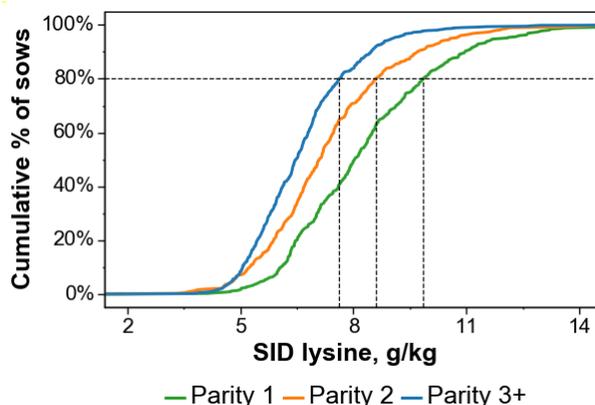


Figure 3.9 – Cumulative distribution of the SID lysine requirement per kg of feed according to sow parity. Vertical dashed lines represent the dietary concentration of SID lysine needed to meet the requirement for 80% of the sows in each parity population.

requirement of 80% of sows was 2.9 and 3.6 g/kg on farm A and B, respectively, which is 11.5% and 20% more concentrated than the mean requirement, respectively. The mean STTD P requirement per kg of feed was intermediate in W1 (2.9 g/kg), highest in W2 (3.0 g/kg), and lowest in W3+ (2.8 g/kg). The mean requirement was greater for P1 (3.2 g/kg) than for P2 and P3+ sows (2.8 and 2.6 g/kg, respectively).

3.3.5 Digestible and Total Calcium Requirements

The mean STTD Ca requirement was slightly higher on farm B than farm A (23.1 and 22.9 g/d, respectively; $P < 0.003$). The requirement increased during the lactation period, from 17.3 g/d in W1 to 25.7 g/d in W2 and 26.5 g/d thereafter. At the same time, the mean STTD Ca requirement was greater for P2 and P3+ sows (23.6 and 23.3 g/d, respectively) than for P1 sows (22.0 g/d). The mean STTD Ca requirement per kg of feed was lower on farm A than farm B (3.6 and 4.1 g/kg, respectively; $P < 0.001$). The dietary concentration of STTD Ca needed to meet the requirement of 80% of sows was 4.0 and 5.0 g/kg on farm A and B, respectively, which is 11.1% and 22.0% more concentrated than the mean requirement, respectively. The mean STTD Ca requirement per kg of feed was intermediate in W1 (4.0 g/kg), highest in W2 (4.1 g/kg), and lowest in W3+ (3.9 g/kg). The mean requirement was greater for P1 (4.4 g/kg) than for P2 and P3+ sows (3.9 and 3.6 g/kg, respectively). The total Ca requirement was calculated assuming 50% digestibility for Ca, resulting in a Total Ca:STTD P ratio of 2.75. This ratio was not influenced by farm, parity, or week of lactation.

3.4 Discussion

3.4.1 General Structure of the Model

The modeling approach is based on combining current knowledge about nutrient use of lactating sows with the flow of data produced on-farm. The approach allows to capture individual variability in the performance of sows and litters according to farm, week of lactation, and parity. Daily records of sow feed intake and litter size and an estimate of daily milk production were used to build a dynamic model representing individual changes in nutrient requirements during the lactation period. To our knowledge, this model is the first to include individual performances to determine nutrient requirements of lactating sows; however, similar approaches have explored this for gestating sows (Dourmad *et al.*, 2017) and fattening pigs (Hauschild *et al.*, 2012).

3.4.2 Milk Nutrient Output

Milk energy and protein outputs increased with parity and differed most between primiparous and second parity sows. This result is consistent with changes in milk production among parities observed by other authors (Salmon-Legagneur, 1958; Beyer *et al.*, 2007; Dourmad *et al.*, 2012).

Daily nutrient requirements increased during lactation, as previously described by Strathe *et al.* (2015). Milk production was the main reason for this increase, explaining more than 90% of the variability in daily nutrient requirements. The shape of the lactation curve used in the present model came from the review of Hansen *et al.* (2012) and resulted in predictions of peak milk production during the third week of lactation, which is consistent with results of other authors (Salmon-Legagneur, 1958; Etienne *et al.*, 1998; Theil *et al.*, 2012). Thus, weaning on farm A occurred mainly during the plateau phase of milk production described by Quesnel *et al.* (2015), while weaning on farm B occurred mainly near peak lactation. Compared to the lactation curve used in the InraPorc model (Dourmad *et al.*, 2008), which was derived from Whittemore and Morgan (1990), the curve used in the present model predicted lower milk nutrient output during the first days of lactation, followed by a faster increase. Choosing the right shape for the lactation curve has a large effect on predicted milk production and consequently on the dynamics of nutrient requirements. Since the literature provides few observations of sow milk production during the first days of lactation, predictions remain relatively uncertain for this period, although the use of meta-analysis has improved it (Hansen *et al.*, 2012).

3.4.3 Influence of Postpartum Uterine Involution on the Nutrient Supply

The nutrients supplied by the involuting uterus during early lactation were considered in the factorial approach of Feyera and Theil (2017), but until now had not been considered when estimating nutrient requirements (NRC, 2012). From data available in the literature, we estimated the half-life of the weight of the involuting uterus as 6.2 days. This short half-life explains why the uterus supplied nutrients mainly in early lactation. The uterine contribution to the SID lysine requirement during the first week of lactation was 6.2%, which is slightly lower than the 9% found by Feyera and Theil (2014). The uterine contribution to the ME requirement during the first week of lactation was lower (1.6%) than that to amino acid requirements, while that to the P requirement was not considered due to lack of information on the P content of uterine tissues.

3.4.4 Energy Requirement

The total ME requirement of lactating sows is highly variable, and is composed on average in our dataset, of milk production costs (72%), and maintenance costs (28%). Milk production thus

had the largest influence on variability in the ME requirement of lactating sows, as described by [Feyera and Theil \(2017\)](#). The amount of energy exported in milk was slightly larger on farm B than farm A. However, maintenance costs were higher on farm A due to a heavier BW, and the total ME requirement was higher on farm A. Among sows within farms, milk production costs explain 95% of variability in the ME requirement (Figure 3.4), while maintenance costs explain only small variations in the ME requirement.

Approximately 78% of the sows experienced negative energy balance during lactation (median deficit: -19.3 MJ ME /d). Conversely, the other 22% of sows consumed more than necessary and experienced a positive energy balance (median excess: 8.9 MJ ME/d). In practice, it may be of interest to identify the sows with a positive energy balance, which may result from low milk production or a large appetite, and then restrict their energy supply. The huge variability in the energy balance is related to litter growth (*i.e.* milk production) and sow feed intake. The energy balance was more negative on farm B than farm A, and more negative for primiparous sows than for multiparous sows, since primiparous sows had lower mean feed intake. During the lactation period, energy balance was lowest during the second week because the energy requirement was at its highest, while feed intake was still increasing. As suggested by [Strathe *et al.* \(2015\)](#), this was likely because milk production increased more rapidly than feed intake capacity did.

3.4.5 Amino Acid Requirement

The SID lysine requirement varied greatly among sows. Milk protein output had the largest influence on this increase, explaining 99% of the variability in the daily SID lysine requirement (Figure 3.6). The SID lysine requirement differed by farm, with a higher mean daily requirement on farm B than farm A due to higher litter performance. Similarly, the variation observed in milk protein output as a function of parity showed a higher daily SID lysine requirement for multiparous sows, which is consistent with the [NRC \(2012\)](#) requirement estimated for the same performance. The change in milk protein outputs influenced the SID lysine requirement among the weeks of lactation. As observed for milk protein output, the SID lysine requirement increased with the week of lactation, which is consistent with [Strathe *et al.* \(2015\)](#).

The variability in the SID lysine requirement per kg of feed was higher than that in the daily SID lysine requirement. Feed intake and litter growth explained 51% and 27% of this variability, respectively. Differences in mean feed intake and litter growth between farms, and variability in them, resulted in a larger mean and higher variability in the SID lysine requirement per kg of feed on farm B than farm A (Figure 3.10). On both farms, the SID lysine requirement per kg of feed decreased with parity (Figure 3.10), as feed intake capacity increased. The SID lysine requirement per kg of feed peaked during the second week of lactation, probably because milk production increased more rapidly than feed intake capacity did ([Strathe *et al.*, 2015](#)).

We also compared the requirements per kg of feed obtained in the present study to those

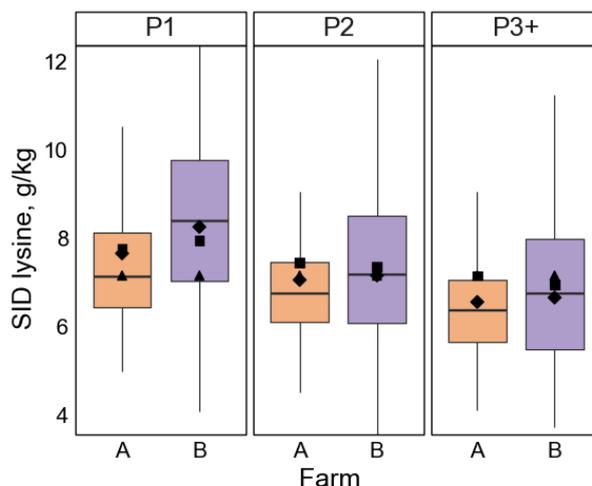


Figure 3.10 – Boxplots of the SID lysine requirement per kg of feed of lactating sows according to parity and farm. Estimated requirements are compared to recommendations of Dourmad et al., 2008 (◆), NRC, 2012 (■), and Tybirk et al., 2012 (▲). Whiskers represent 1.5 times the interquartile range.

from other recommendations (Figure 3.10). The [NRC \(2012\)](#) SID lysine requirement per kg of feed meets the requirements of the 66th, 75th, and 78th percentile for P1, P2, and P3+ parity populations on farm A, respectively. Nevertheless, due to a greater variability in farm B than in farm A, the [NRC \(2012\)](#) recommendations only meet the requirements of the 41st, 54th, and 57th percentile for P1, P2, and P3+ parity populations on farm B, respectively. The InraPorc ([Dourmad et al., 2008](#)) SID lysine requirement per kg of feed meets the requirements of the 65th, 59th, and 58th percentile on farm A, and the 46th, 50th, and 48th percentile on farm B for P1, P2, and P3+ parity populations, respectively. Thus, the InraPorc recommendations are likely to overestimate the median requirement by 10% on farm A but lie near the median requirement on farm B. Because InraPorc ignores individual variability, however, it underestimates the requirement at the population level. The Danish recommendations ([Tybirk, 2015](#)), which do not differ by parity, meet the SID requirements of a lower percentage of primiparous sows, especially on farm B (27th, 50th, and 61st percentile on farm B, and 51st, 62nd, and 78th percentile on farm A, for P1, P2, and P3+ parity populations, respectively).

Meeting sows' SID requirements appears to vary greatly between farms and among parities (Figure 3.10). Thus, the use of farm-specific data, which are increasingly available in practice, provides new opportunities to consider between- and within-farm variability and better adapt recommendations to meet the requirements. This also raises the question of the efficiency of utilization to be used for determining amino acid requirements. When estimating a population requirement, the efficiency of utilization has to be reduced to account for between animal variability. For instance, in [NRC \(2012\)](#), the milk SID lysine efficiency is 0.67, representing an

adjustment to the reference value of 0.75 to account for between animal variation. This 0.67 value is consistent with the values recently measured on group of sows by Huber *et al.* (2015). The apparent efficiency of lysine estimated in the present study when the requirement of 80% of the sows is met (*i.e.* 0.69 and 0.65 for farm A and B, respectively) is also consistent with the efficiency value used by NRC (2012). Conversely, when estimating individual requirements, the efficiency of utilization should correspond to a maximal efficiency measured slightly below the requirement. The efficiency value of 0.78 used for SID lysine in the present model was calculated for a nil N balance from the equation obtained by Dourmad *et al.* (1998) relating N balance, SID lysine intake and lysine in milk. This value is slightly higher than the reference value of 0.75 given by NRC (2012) and slightly lower than the 0.80 value used by Strathe *et al.* (2015).

In the present study, the SID lysine requirement per kg of feed was met for 80% of sows when the supply amounts to 112% and 120% of the mean population requirement on farm A and B, respectively. In comparison, Brossard *et al.* (2009) and Pomar *et al.* (2009) showed that average daily gain in growing pigs is close to maximum when the SID lysine supply is 110% of the mean population requirement. This indicates that variability in amino acid requirements of lactating sow populations may be greater than that in growing pig populations. This may be because variability in requirements originates from that in both appetite and milk production, which are high and weakly correlated.

Formulating diets to consider between-sow variability could increase SID amino acid concentrations to meet the requirements of a larger percentage of sows in the herd (*e.g.* 80% of sows; (Figure 3.7, 3.8, 3.9)). However, this is likely to increase the mean excess in sows receiving more nutrients than required and consequently to increase feeding costs. An alternative would be to develop precision feeding strategies to adapt nutrient supplies to individual requirements. This could be done by feeding a tailored ration obtained by mixing different diets, as already developed for fattening pigs (Pomar *et al.*, 2009).

3.4.6 Mineral Requirements

Daily STTD mineral requirements varied greatly among sows. Like for SID amino acid requirements, litter performance and milk nutrient outputs had the largest influence on STTD mineral requirements. Like for amino acids, daily STTD P and STTD Ca requirements increased with the week of lactation and were higher on farm B than farm A due to the higher litter performance on farm B. Changes in milk nutrient output according to parity led to greater STTD P and Ca requirements in multiparous sows, which is consistent with NRC (2012) requirements estimated for the same performance. Standardized total tract digestible mineral requirements per kg of feed were influenced mainly by feed intake, which resulted in large differences according to the week of lactation, parity, and the farm. The STTD P requirement was met for 80% of sows when the STTD P content was 112% and 120% of the mean population requirement

on farm A and B, respectively. The total Ca:STTD P ratio in the present study (2.75) is close to the values of 2.8-2.9 calculated by [Bikker and Blok \(2017\)](#) but higher than the fixed ratio of 2.0 used by the [NRC \(2012\)](#) for lactating sows and lower than the 3.2 ratio suggested by [Jongbloed et al. \(1999\)](#).

3.4.7 Modeling Requirements from the Perspective of Precision Feeding

The present model highlights the influence of sow milk production and appetite on the amount and composition of the optimal ration to be fed each day to lactating sows. Due to the variability between and within sows and litter performances, lactating sow populations seem to have greater variability in nutrient requirements per kg of feed than growing pig populations. Thus, precision feeding appears to be a promising strategy to better adapt the nutrient supply to individual requirements during lactation. However, further research is required to accurately predict both real-time milk production and feed intake, and develop a full decision support system, based on the present model, that could be embedded in automated feeding equipment. In the meantime, sow characteristics (parity, daily feed intake, mean protein intake, and body weight) and litter characteristics (number and weight of piglets) are likely correlated with milk production and can be used to predict individual milk production ([Dourmad et al., 2012](#); [Vadmand et al., 2015](#)). Predicting feed intake is a great challenge due to the large variations among lactating sows and also for individual sows during the lactation period. Recent access to real-time data collected by on-farm sensors is another opportunity to develop more accurate predictions.

The model approach developed in the present study is thus an initial contribution to the development of a new paradigm of models that would be “data ready” and “precision-feeding ready”, and able to process both historical farm data (e.g. for *ex post* assessment of nutrient requirements) and real-time data (e.g. to control precision feeding).

Acknowledgments

This study formed part of a Ph.D. thesis of the #DigitAg project (ANR-16-CONV-0004), supported by the French National Research Agency in the “Investments for the Future” program. This project is also supported by the European Union’s Horizon 2020 research and innovation program (grant agreement no. 633531).

References

Beyer, M., Jentsch, W., Kuhla, S., Wittenburg, H., Kreienbring, F., Scholze, H., Rudolph, P. E., & Metges, C. C. 2007. Effects of dietary energy intake during gestation and lactation on

- milk yield and composition of first, second and fourth parity sows. *Archives of Animal Nutrition*, 61(6), 452–468. <https://doi.org/10.1080/17450390701563433> (cit. on p. 80)
- Bikker, P., & Blok, M. 2017. *Phosphorus and calcium requirements of growing pigs and sows* (tech. rep. No. 59). Wageningen Livestock Research. <https://doi.org/10.18174/424780>. (Cit. on pp. 67, 70, 84)
- Brossard, L., Dourmad, J.-Y., Rivest, J., & van Milgen, J. 2009. Modelling the variation in performance of a population of growing pig as affected by lysine supply and feeding strategy. *animal*, 3(8), 1114–1123. <https://doi.org/10.1017/S1751731109004546> (cit. on p. 83)
- Cloutier, L., Pomar, C., Létourneau Montminy, M. P., Bernier, J. F., & Pomar, J. 2015. Evaluation of a method estimating real-time individual lysine requirements in two lines of growing-finishing pigs. *Animal*, 9(4), 561–568. <https://doi.org/10.1017/S1751731114003073> (cit. on p. 65)
- Dourmad, J.-Y., Brossard, L., Pomar, C., Pomar, J., Gagnon, P., & Cloutier, L. 2017. Development of a decision support tool for precision feeding of pregnant sows. *Precision Livestock Farming*, 584–592 (cit. on pp. 65, 79).
- Dourmad, J.-Y., Noblet, J., & Étienne, M. 1998. Effect of Protein and Lysine Supply on Performance, Nitrogen Balance, and Body Composition Changes of Sows during Lactation. *Journal of Animal Science*, 76(2), 542–550. <https://doi.org/10.2527/1998.762542x> (cit. on pp. 67–70, 83)
- Dourmad, J.-Y., Quiniou, N., Heugebaert, S., Paboeuf, F., & Ngo, T. T. 2012. Effect of parity and number of suckling piglets on milk production of sows. *Book of Abstracts of the 63rd Annual Meeting of the European Association for Animal Production* (p. 44). Wageningen Academic publishers. <https://doi.org/10.3920/978-90-8686-761-5>. (Cit. on pp. 80, 84)
- Dourmad, J., Étienne, M., Valancogne, A., Dubois, S., van Milgen, J., & Noblet, J. 2008. InraPorc: A model and decision support tool for the nutrition of sows. *Animal Feed Science and Technology*, 143(1-4), 372–386. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2007.05.019> (cit. on pp. 66, 69, 80, 82)
- Etienne, M., Dourmad, J.-Y., & Noblet, J. 1998. The influence of some sow and piglet characteristics and of environmental conditions on milk production. In M. Verstegen, P. Moughan, & J. Schrama (Eds.), *The Lactating Sow* (pp. 285–299). Wageningen Academic Publishers. (Cit. on p. 80).
- Feyera, T., & Theil, P. K. 2014. Nutrient balances of energy, lysine and nitrogen in late gestating and early lactating sows. *Book of Abstracts of the 65th Annual Meeting of the European*

- Association for Animal Production (p. 342). Wageningen Academic Publishers. <https://doi.org/10.3920/978-90-8686-799-8>. (Cit. on p. 80)
- Feyera, T., & Theil, P. K. 2017. Energy and lysine requirements and balances of sows during transition and lactation: A factorial approach. *Livestock Science*, 201, 50–57. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2017.05.001> (cit. on pp. 66, 80, 81)
- Graves, W. E., Lauderdale, J. W., Kirkpatrick, R. L., First, N. L., & Casida, L. E. 1967. Tissue changes in the involuting uterus of the postpartum sow. *Journal of animal science*, 26(2), 365–371. <https://doi.org/10.2527/jas1967.262365x> (cit. on pp. 67, 68)
- Gueguen, L., & Perez, J. M. 1981. A re-evaluation of recommended dietary allowances of calcium and phosphorus for pigs. *Proceedings of the Nutrition Society*, 40(3), 273–278. <https://doi.org/10.1079/PNS19810043> (cit. on p. 67)
- Hansen, A. V., Strathe, A. B., Kebreab, E., France, J., & Theil, P. K. 2012. Predicting milk yield and composition in lactating sows: A Bayesian approach. *Journal of Animal Science*, 90(7), 2285–2298. <https://doi.org/10.2527/jas.2011-4788> (cit. on pp. 66, 67, 80)
- Hauschild, L., Lovatto, P. A., Pomar, J., & Pomar, C. 2012. Development of sustainable precision farming systems for swine: Estimating realtime individual amino acid requirements in growing-finishing pigs. *Journal of Animal Science*, 90(7), 2255–2263. <https://doi.org/10.2527/jas.2011-4252> (cit. on p. 79)
- Huber, L., de Lange, C. F. M., Krogh, U., Chamberlin, D., & Trottier, N. L. 2015. Impact of feeding reduced crude protein diets to lactating sows on nitrogen utilization. *Journal of Animal Science*, 93(11), 5254–5264. <https://doi.org/10.2527/jas.2015-9382> (cit. on p. 83)
- Jondreville, C., & Dourmad, J. Y. 2005a. Phosphorus in pig nutrition. *INRA Productions Animales*, 18(3), 183–192 (cit. on p. 67).
- Jondreville, C., & Dourmad, J.-Y. 2005b. Le phosphore dans la nutrition des porcs. *INRA Productions Animales*, 18(3), 183–192 (cit. on p. 70).
- Jongbloed, A. W., Everts, H., Kemme, P. A., & Mroz, Z. 1999. Quantification of absorbability and requirements of macroelements. In I. Kyriazakis (Ed.), *A quantitative biology of the pig* (pp. 275–298). CABI Publishing. (Cit. on p. 84).
- Le Bellego, L., & Noblet, J. 2002. Performance and utilization of dietary energy and amino acids in piglets fed low protein diets. *Livestock Production Science*, 76(1-2), 45–58. [https://doi.org/10.1016/S0301-6226\(02\)00008-8](https://doi.org/10.1016/S0301-6226(02)00008-8) (cit. on p. 69)
- Lemay, A., & Guay, F. 2017. Étude des facteurs agissant sur la consommation d'aliment de la truie allaitante. 49. *Journées de la recherche porcine*, np (cit. on p. 70).
- Moughan, P. 1999. Protein metabolism in the growing pig. In I. Kyriazakis (Ed.), *A quantitative biology of the pig* (pp. 299–332). CABI Publishing. (Cit. on pp. 68, 69).

- Noblet, J., & Etienne, M. 1986. Effect of energy level in lactating sows on yield and composition of milk and nutrient balance of piglets. *Journal of animal science*, 63(6), 1888–1896. <https://doi.org/10.2527/jas1986.6361888x> (cit. on p. 65)
- Noblet, J. 1990. *Bases d'estimation du besoin énergétique de la truie au cours du cycle de reproduction* (Doctoral dissertation). Paris 6, France. (Cit. on pp. 67–69).
- Noblet, J., Dourmad, J.-Y., & Etienne, M. 1990. Energy utilization in pregnant and lactating sows: modeling of energy requirements. *Journal of animal science*, 68(2), 562–572. <https://doi.org/10.2527/1990.682562x> (cit. on pp. 65, 67, 68)
- Noblet, J., & Etienne, M. 1987. Metabolic Utilization of Energy and Maintenance Requirements in Lactating Sows. *Journal of Animal Science*, 64(3), 774–781. <https://doi.org/10.2527/jas1987.643774x> (cit. on pp. 67, 68)
- Noblet, J., & Etienne, M. 1989. Estimation of sow milk nutrient output. *Journal of animal science*, 67(12), 3352–3359. <https://doi.org/10.2527/jas1989.67123352x> (cit. on pp. 66–68)
- Noblet, J., Sève, B., & Jondreville, C. 2004. Valeurs nutritives pour les porcs. In D. Sauvant, J.-M. Perez, & G. Tran (Eds.), *Tables of composition and nutritional value of feed materials* (pp. 22–35). Wageningen Academic Publishers. (Cit. on p. 69).
- NRC. 2012. *Nutrient Requirements of Swine* (11th rev.). Natl. Acad. Press. (Cit. on pp. 65, 66, 68–70, 80–84).
- Palmer, W. M., Teague, H. S., & Venzke, W. G. 1965. Macroscopic Observations on the Reproductive Tract of the Sow During. *Journal of animal science*, 24(2), 541–545. <https://doi.org/10.2527/jas1965.242541x> (cit. on pp. 67, 68)
- Pomar, C., Harris, D. L., & Minvielle, F. 1991. Computer simulation model of swine production systems: II. Modeling body composition and weight of female pigs, fetal development, milk production, and growth of suckling pigs. *Journal of Animal Science*, 69(4), 1489–1502. <https://doi.org/10.2527/1991.6941489x> (cit. on p. 69)
- Pomar, C., Hauschild, L., Zhang, G.-H., Pomar, J., & Lovatto, P. A. 2009. Applying precision feeding techniques in growing-finishing pig operations. *Revista Brasileira de Zootecnia*, 38(spe), 226–237. <https://doi.org/10.1590/S1516-35982009001300023> (cit. on p. 83)
- Quesnel, H., Farmer, C., & Theil, P. K. 2015. Colostrum and milk production. In C. Farmer (Ed.), *The gestating and lactating sow* (pp. 173–192). Wageningen Academic Publishers. https://doi.org/https://www.wageningenacademic.com/doi/10.3920/978-90-8686-803-2_8. (Cit. on p. 80)
- Richert, B. T., Tokach, M. D., Goodband, R. D., Nelssen, J. L., Campbell, R. G., & Kershaw, S. 1997. The Effect of Dietary Lysine and Valine Fed During Lactation on Sow and Litter

- Performance. *Journal of Animal Science*, 75(7), 1853–1860. <https://doi.org/10.2527/1997.7571853x> (cit. on p. 65)
- Salmon-Legagneur, E. 1958. Observations sur la production laitière des truies. *Annales de Zootechnie*, 7(2), 143–162 (cit. on p. 80).
- Sauvant, D., Perez, J.-M., & Tran, G. 2004. *Tables of composition and nutritional value of feed materials*. Wageningen Academic Publishers. <https://doi.org/10.3920/978-90-8686-668-7>. (Cit. on p. 68)
- Strathe, A. V., Strathe, A. B., Theil, P. K., Hansen, C. F., & Kebreab, E. 2015. Determination of protein and amino acid requirements of lactating sows using a population-based factorial approach. *Animal*, 9(8), 1319–1328. <https://doi.org/10.1017/S1751731115000488> (cit. on pp. 68, 80, 81, 83)
- Theil, P. K., Nielsen, M. O., Sørensen, M. T., & Lauridsen, C. 2012. Lactation, milk and suckling. In K. Knudsen, N. Kjeldsen, H. Poulsen, & B. Jensen (Eds.), *Nutritional physiology of pigs* (pp. 1–47). (Cit. on p. 80).
- Trottier, N., Johnston, L., & de Lange, C. 2015. 6. Applied amino acid and energy feeding of sows. In C. Farmer (Ed.), *The gestating and lactating sow* (pp. 117–146). Wageningen Academic Publishers. https://doi.org/10.3920/978-90-8686-803-2_6. (Cit. on p. 65)
- Tybirik, P. 2015. *Nutrient recommendations for pigs in Denmark* (tech. rep.). SEGES Pig Research Centre, Copenhagen, Denmark. (Cit. on p. 82).
- Vadmand, C. N., Krogh, U., Hansen, C. F., & Theil, P. K. 2015. Impact of sow and litter characteristics on colostrum yield, time for onset of lactation, and milk yield of sows. *Journal of Animal Science*, 93(5), 2488–2500. <https://doi.org/10.2527/jas.2014-8659> (cit. on p. 84)
- van Milgen, J., Valancogne, A., Dubois, S., Dourmad, J.-Y., Sève, B., & Noblet, J. 2008. InraPorc: A model and decision support tool for the nutrition of growing pigs. *Animal Feed Science and Technology*, 143(1-4), 387–405. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2007.05.020> (cit. on p. 68)
- Whittemore, C. T., & Morgan, C. A. 1990. Model components for the determination of energy and protein requirements for breeding sows: a review. *Livestock Production Science*, 26(1), 1–37. [https://doi.org/10.1016/0301-6226\(90\)90053-9](https://doi.org/10.1016/0301-6226(90)90053-9) (cit. on p. 80)
- Wood, P. D. P. 1967. Algebraic Model of the Lactation Curve in Cattle. *Nature*, 216(5111), 164–165. <https://doi.org/10.1038/216164a0> (cit. on p. 66)

PRÉDICTION PAR APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE DES PERFORMANCES DE PORTÉE CHEZ LA TRUIE EN LACTATION

La prédiction des performances de portée est une étape essentielle vers le développement de systèmes d'aide à la décision pour une alimentation de précision chez les truies en lactation. Bien que de nombreux facteurs affectant les performances de portée aient été décrits avec précision dans la littérature, la façon de transformer ces connaissances en algorithmes de prédiction capables de fonctionner en temps réel en élevage n'a pas été documentée.

L'article ci-après, en préparation pour *Computers and Electronics in Agriculture*, introduit une méthode d'apprentissage automatique permettant de répondre à la question de la prédiction du poids de portée au sevrage (Figure 2.1) à l'échelle de l'élevage. Les principaux objectifs de cette recherche étaient (i) d'explorer 4 stratégies d'apprentissage différentes, et (ii) d'identifier le meilleur algorithme d'apprentissage supervisé afin d'obtenir des prédictions fiables. Cette étude a été réalisée à partir de données obtenues dans 6 élevages expérimentaux au cours des 20 dernières années. Les algorithmes ont été entraînés à prédire le poids de la portée au sevrage à partir d'un ensemble de 4 attributs numériques et de 3 attributs catégoriques. Une méthode de prédiction des performances associées au poids de portée au sevrage et des nutriments exportés dans le lait par la truie est également évaluée. La qualité de prédiction au sein de chaque élevage a été évaluée à partir de l'erreur moyenne par élevage (ME_f) et de la moyenne de l'erreur absolue en pourcentage par élevage ($MAPE_f$).

Les meilleures performances pour la prédiction du poids des portées au sevrage ont été obtenues avec un algorithme ensembliste et un apprentissage avec uniquement les données de l'élevage concerné ($ME_f = -0,14$ kg; $MAPE_f = 9,01\%$). Les performances obtenues avec un algorithme de régression linéaire étaient très proches ($MAPE_f = 9,30\%$). L'apprentissage sur les données de plusieurs élevages n'a donné des résultats comparables qu'avec l'algorithme des réseaux de neurones, mais engendre un coût de calcul supérieur. La méthode de prédiction des performances associées au poids de portée au sevrage et des nutriments exportés dans le lait révèle que l'erreur moyenne par élevage reste quasi nulle, et que la $MAPE_f$ se dégrade de façon

très limitée.

Cette étude confirme l'effet de nombreux facteurs connus dans la littérature pour affecter les performances de la portée, tels que la taille de la portée et le rang de portée des truies, mais a également révélé d'importantes variations entre les élevages. Selon cette étude, des prédictions fiables ont pu être obtenues grâce à des algorithmes supervisés interprétables et entraînés élevage par élevage, avec des attributs facilement mesurables. Cette étude montre donc que les données de l'élevage sont nécessaires pour entraîner avec précision les algorithmes et faire des prédictions de bonne qualité. Ces prédictions pourraient être utilisées par des systèmes d'aide à la décision afin de développer des approches d'alimentation de précision chez les truies en lactation.

Prediction of litter performance in lactating sows using machine learning, for precision livestock farming

R. Gauthier^{*}, C. Largouët[‡], J.Y. Dourmad^{*}

^{*}PEGASE, INRAE, Institut Agro, 35590, Saint Gilles, France

[‡]AGROCAMPUS OUEST / INRIA, Univ Rennes, CNRS, IRISA, F-35000 Rennes

Abstract

Prediction of litter performance in lactating sows is an essential step towards the development of decision support systems for precision feeding in lactating sows. Although numerous factors affecting litter performance were well described in the literature, the way of turning this knowledge into predictive models working on-farm in real-time has not been covered. The main objectives of this research was to (i) explore 4 different learning strategies, and (ii) identify the best supervised learning algorithm in order to obtain reliable predictions of litter performance. This study was carried out with data obtained from 6 experimental farms over the last 20 years. Algorithms were trained to predict the litter weight at weaning using a set of 4 numeric, and 3 categorical features, and a method to predict secondary litter performance and nutrient outputs in milk from the predicted litter weight at weaning was evaluated. Metrics at farm scale, namely the Mean Error per farm (ME_f) and the Mean Absolute Percentage Error per farm ($MAPE_f$), were used to evaluate the reliability of predictions within each farm. The best performance for the prediction of litter weight at weaning were obtained with an ensemble algorithm with farm-scaled training and testing ($ME_f = -0.14$ kg; $MAPE_f = 9.01\%$), but performance with simple linear regression were very close ($MAPE_f = 9.30\%$). Learning across all farms only achieved comparable results with neural networks algorithm, at higher computational costs. The method to predict secondary litter performance and nutrient outputs from the predictions of litter weight at weaning reveals that the ME_f remains close to 0, and that the $MAPE_f$ only increases from few percents. This study confirms the effect of numerous factors known in the literature to affect litter performance, such as litter size and parity of sows, but also revealed huge variations between farms. According to this study, reliable predictions could be obtained with interpretable supervised algorithms trained at farm scale, with features that can be easily measured on-farm. This study thus shows that on-farm data are necessary to accurately train models and make reliable prediction at farm scale. These predictions could be used by decision support systems in order to develop precision feeding approaches in lactating sows.

Keywords: Litter performance, Lactating sows, Supervised Learning, Precision Livestock Farming

Abbreviations: CD, Critical Difference; PLF, Precision Livestock Farming; PF, Precision Feeding; R^2 , coefficient of determination; RSD, Residual Standard Deviation; LR, Linear Regression;

LASSO, Least Absolute Shrinkage and Selection Operator; kNN, k-nearest-neighbors; RF, Random Forest; SVR, Support Vector for Regression; GTB, Gradient Tree Boosting; VR, Voting Regressor; MLP, Multi Layer Perceptron; AllFarms, All Farms learning strategy; NoFarmFeature, No Farm Feature learning strategy; LOFO, Leave-One-Farm-Out learning strategy; PerFarm, Per Farm learning strategy.

4.1 Introduction

Precision Livestock Farming (PLF) is a novel approach in livestock production systems that relies on an important usage of technologies and process engineering to improve livestock sustainability and efficiency (Wathes *et al.*, 2008; Pomar *et al.*, 2019). As part of PLF, Precision Feeding (PF) principles are based on online measuring devices, computational methods, and feeding devices that allow to feed animals individually, with the right amount of nutrients provided at the right time (Pomar *et al.*, 2019; Gaillard *et al.*, 2020). Variability of nutrient requirements according to physiological stages were so far successfully integrated in traditional nutrition models in swine such as InraPorc[®] (Dourmad *et al.*, 2008) and NRC (2012). However, handling the variability of nutrient requirements over time and between animals appears to be great levers that PF systems should take into account to improve the overall efficiency of the livestock feeding chain (Vranken & Berckmans, 2017; Pomar *et al.*, 2019).

In lactating sows, milk production leads to great and variable nutrient requirements among individuals (Noblet *et al.*, 1990; Gauthier *et al.*, 2019). In contrast with dairy cows, available methods to directly measure sow milk production are either unaffordable and labour intensive at farm scale, or may reduce piglet growth (Quesnel *et al.*, 2015). However, measurements of litter performance can be used as proxies of milk production and provide estimations of nutrient output in milk at lower expense (Noblet *et al.*, 1990; Hansen *et al.*, 2012; Quesnel *et al.*, 2015). The effects of numerous factors affecting litter performance have been reported in the literature. Litter size is considered as the main factor influencing milk production and litter performance because it affects the number of functional mammary glands (Auldist *et al.*, 1998; Ngo *et al.*, 2012a), then come stage of lactation, parity of sows, nutrition, and environmental factors such as temperature (Quesnel *et al.*, 2015). Furthermore, genetic selection in maternal lines over the past decades resulted in a drastic increase in sow prolificacy and milk production combined with increased variability of litter performance (Silalahi *et al.*, 2016).

Although factors affecting litter performance were well described in the literature, the way of turning this knowledge into predictive models working on-farm in real-time has not been covered, although it is precisely a requirement of PF systems in lactating sows (Gauthier *et al.*, 2019). There is thus a need for processes providing reliable predictions of litter performance from simple measurements. The main objective of this research was to explore different learning

strategies along with different supervised machine learning algorithms to obtain on-farm reliable predictions of Litter Weight at Weaning (LWW), as a proxy of milk production. This study was carried out with data obtained in 6 experimental farms over the last 20 years.

4.2 Material and Methods

4.2.1 General Outline

The questions raised by the prediction of LWW in lactating sows, in the context of Precision Livestock Farming, included (i) to identify the machine learning algorithm that is best adapted to these data, and (ii) to identify the best learning strategy for a reliable use on-farm of the resulting machine learning system. Assuming that piglets are mainly fed with milk, LWW is considered as a good candidate to represent milk production in lactating sows, and is selected as the target of machine learning algorithms. In this study, real observations of LWW were measured on-farm by farmers or using automatic connected scales, predicting LWW thus comes under the field of supervised learning. Moreover, because the outcome to predict is a continuous value, different supervised learning algorithms dedicated to regression tasks were selected. In order to identify for a given farm the best way to generalize the machine learning algorithms on new data, several learning strategies according to different ways to split the database were defined (section 4.2.3, Figure 4.1) and algorithms were trained according to a 5-fold cross-validation scheme (section 4.2.4). In the following sections, we describe the database, the different supervised algorithms that have been used, and the different learning strategies evaluated for predicting LWW. Thereafter, the prediction of other litter performance drawn from the predicted LWW and used for the calculation of nutrient requirements are also evaluated.

4.2.2 Data preparation and preliminary statistical analysis

A database with 23 259 observations from 6 different farms was used to train supervised learning algorithms. The data were collected between January 2000 and January 2019. The set of features is composed of 4 numeric features, namely the duration of the lactation, the litter size at birth (LSB), the litter size at weaning (LSW), and the litter weight at birth (LWB), and 3 categorical features, namely the parity of sows, the month of farrowing, and the farm name. Cleaning steps of the database was required to remove unreliable and uncommon observations. The observations that present a negative LWW or greater than 300 kg, a lactation shorter than 20 days or longer than 35 days, a LWB higher than 80 kg, or a parity greater than 20 were removed. Observations with one or several missing features were also removed. The dataset was thus reduced to 20 368 complete observations.

A preliminary statistical analysis of the database was conducted on the features, the LWW

target and on other performance criteria that are commonly used to evaluate litter performance and calculate nutrient requirements for milk production in lactating sows. The Litter Weight Gain (LWG, in kg) was computed as the difference between LWW and the total weight at birth of weaned piglets. The Litter Average Daily Gain (LADG, in kg/d) was computed as LWG divided by the duration of lactation. The Piglet Weight at Birth (PWB, in kg) was obtained by dividing LWB by LSB. The Piglet Weight at Weaning (PWW, in kg) was obtained by dividing LWW by LSW. The Piglet Weight Gain (PWG, in kg) was computed as the difference between LWW and PWB. The Average Piglet Weight Gain (PADG, in g/d) was computed as LADG divided by the LSW. The Dry Matter (DM_m), Energy in milk (E_m), and Nitrogen in milk (N_m), were computed according to the equation of [Noblet and Etienne \(1989\)](#):

$$DM_m, kg/d = (0.72 \times LADG - 7 \times LSW) \div 1000 \quad (\text{Eq. 1})$$

$$E_m, MJ/d = (20.6 \times LADG - 376 \times LSW) \div 1000 \quad (\text{Eq. 2})$$

$$N_m, g/d = 0.0257 \times LADG + 0.42 \times LSW \quad (\text{Eq. 3})$$

The statistical analyses of the database was performed with Python 3 using the ANOVA linear model (statsmodels 0.11.1 [Seabold & Perktold, 2010](#)), considering statistical significance when $P < 0.05$. Parity was analyzed for the fixed effects of farm and month of farrowing. The duration of the lactation, LSB, LWB, PWB and LSW were analyzed for the fixed effects of farm, parity and month of farrowing. PWW, PADG, LWW, LADG were analyzed for the fixed effects of farm, parity, litter size at weaning, and month of farrowing.

4.2.3 Learning strategies and Supervised learning

In order to identify for a given farm the best way to generalize the machine learning algorithms on new data, four learning strategies were explored (Figure 4.1). In the AllFarms learning strategy, machine learning algorithms were trained on 80% of the database and tested on the remaining part, with all the features. The splitting procedure was stratified to ensure that farm frequencies are the same in the training and the test set. In the NoFarmFeature learning strategy, machine learning algorithms were trained and tested in the same way as for the AllFarms strategy, but the farm name feature was removed from the set of available features. In the Leave-One-Farm-Out (LOFO) learning strategy, the splitting, training and testing procedures were recursively conducted, *i.e.*, once per farm. Machine learning algorithms were trained with the full datasets provided by 5 farms, and tested on the full dataset of the remaining farm. In the PerFarm learning strategy, machine learning algorithms were recursively trained and tested farm by farm, with respect to a 80/20 ratio between training and testing sets.

Prior to training, parity and month of farrowing features were encoded as one-hot vectors

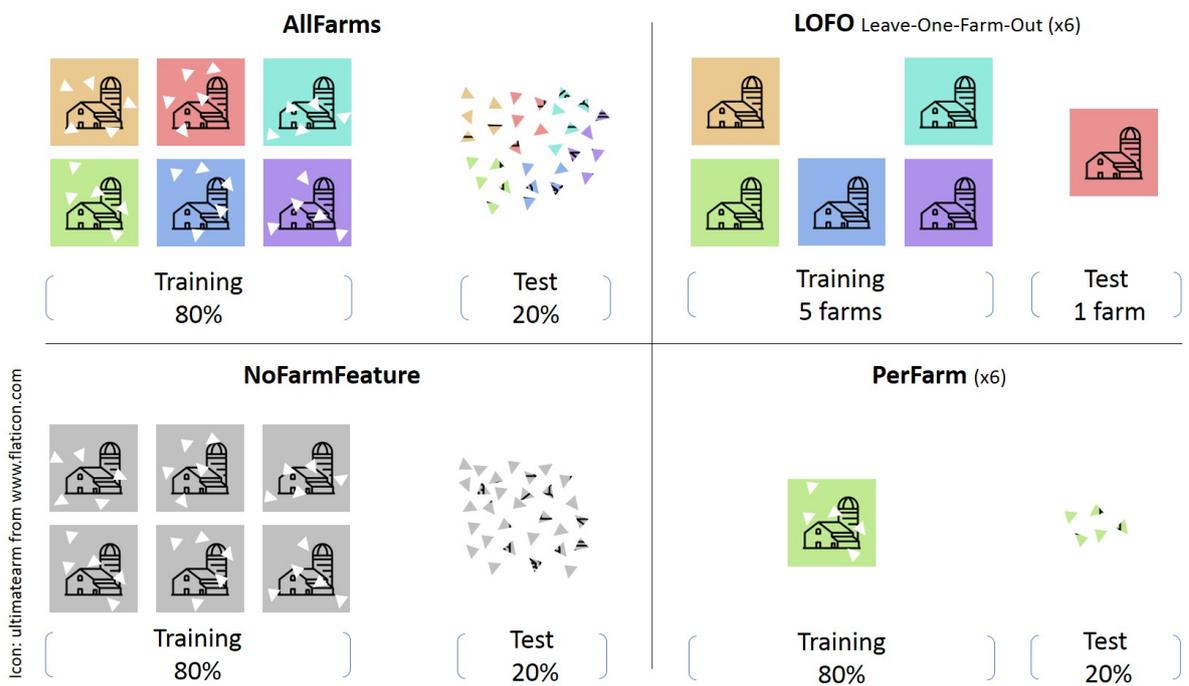


Figure 4.1 – Training and test sets according to the different learning strategies. Color represents the farm name feature. Grey represents a learning strategy where the farm name feature is removed.

for all learning strategies. The farm name feature was transformed into one-hot vectors in the AllFarms and LOFO learning strategies.

4.2.4 Algorithms selection & Hyper-parameters tuning

Each learning strategy was tested with 8 supervised learning algorithms that can be used for regression tasks and provided in the scikit-learn library (Pedregosa *et al.*, 2011). These algorithms are the Linear Regression (LR), the Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO), the k-Nearest-Neighbors (kNN), the Random Forest (RF), the Gradient Tree Boosting for regression (GTB), the Support Vectors for Regression (SVR), the Voting Regressor (VR) and the MultiLayer Perceptron (MLP). As a preprocessing step, training and test data were separately standardized for LR, LASSO, kNN, GTB, SVR, VR, and MLP algorithms, whatever the learning strategy.

Hyper-parameters combinations were evaluated for an optimal training of each algorithm (Table 4.1). For any hyper-parameters combination, algorithms were trained according to a 5-fold cross-validation scheme (Pedregosa *et al.*, 2011). As no assumptions could be made on the right values of continuous hyperparameters, several power of tens were tried for the alpha hyperparameter of LASSO, for the C and epsilon hyperparameters of SVR, and for the alpha hyperparameter of MLP (Buitinck *et al.*, 2013). For RF, a random search was first performed to reduce the hyperparameter space (Bergstra & Bengio, 2012). The average performance of an algorithm and a given combination of hyper-parameter was computed from the performance obtained during the cross-validation.

4.2.5 Evaluation of learning strategies and algorithms performance

For a given learning strategy and a given algorithm, the hyper parameters combination that yields the best training performance according to the 5-fold cross-validation scheme, was retained to train the final model, and make predictions of LWW over the corresponding test set (Figure 4.1). The quality of predictions was assessed through two main criteria. The first is the Mean Error at farm scale (ME_f):

$$ME_f = \frac{1}{n_f} \sum_{i=1}^{n_f} y_i - \hat{y}_i \quad (\text{Eq. 4})$$

where ME_f , $f \in [1, 6] \cap \mathbb{N}$, is the ME of farm f in kilogram, n_f is the size of the test set in farm f , y_i is the i^{th} observation, and \hat{y}_i is the i^{th} prediction.

The second is the Mean Absolute Percentage Error per farm ($MAPE_f$):

$$MAPE_f = \frac{1}{n_f} \sum_{i=1}^{n_f} \frac{\|y_i - \hat{y}_i\|}{y_i} \times 100 \quad (\text{Eq. 5})$$

Table 4.1 – Hyper-parameters and data transformation of the selected supervised learning algorithms¹

Algorithm ²	Preprocessing features ³	of	Hyperparameter name ⁴	Hyperparameter values
LR	Standardization		fit_intercept	True, False
Lasso	Standardization		alpha	$[10^{-10}, 10^1] \cap \mathbb{Z}$
kNN	Standardization		n_neighbors	$[1, 50] \cap \mathbb{N}$
			weights	uniform, distance
RF ⁵	-		max_depth	None
			min_samples_leaf	3,4,5
			min_samples_split	8, 10, 12
			n_estimators	300, 400, 500
GTB	Standardization		loss	ls, lad, huber
			n_estimators	1, 8, 16, 32, 64, $10^2, 2 \cdot 10^2, 5 \cdot 10^2, 10^3, 5 \cdot 10^3$
			learning_rate	[0.01, 0.05, 0.1, 0.25, 0.5, 1]
			max_depth	$[1, 8] \cap \mathbb{N}$
SVR	Standardization		kernel	rbf
			epsilon	0.1,1,10, 20, 100
			C	0.1,1,10, 20, 100
			gamma	scale, auto
VR	Standardization		estimators	LASSO, SVR, MLP
MLP	Standardization		hidden_layer_sizes	2, 10, 100, 200, 300, 400, 500
			activation	tanh, relu, logistic
			solver	lbfgs, sgd, adam
			alpha	$10^{-5}, 10^{-3}, 10^{-1}, 10^1, 10^3$

¹ Performance with one hyper-parameter combination was evaluated 5 times according to a 5-fold cross-validation scheme.

² LR: Linear Regression, Least Absolute Shrinkage and Selection Operator: LASSO, kNN: k-nearest-neighbors, RF: Random Forest, SVR: Support Vector for Regression, GTB: Gradient Tree Boosting, VR: Voting Regressor, MLP: Multi Layer Perceptron

³ Standardization of training and testing sets were carried out separately

⁴ Hyperparameter names according to [Buitinck et al. \(2013\)](#)

⁵ Hyperparameter space was first reduced with a random search on hyperparameters ([Bergstra & Bengio, 2012](#))

where $MAPE_f$, $f \in [1, 6] \cap \mathbb{N}$, is the MAPE of farm f in percentage, n_f is the size of the test set in farm f , y_i is the i^{th} observation, and \hat{y}_i is the i^{th} prediction.

A Nemenyi test was carried out to compare learning strategies based on the average ranks obtained by the 8 supervised algorithms across the 6 farms, according to the $MAPE_f$ metric (Demšar, 2006). The test was considered significant when $P < 0.05$.

4.2.6 Predictions of secondary litter performance criteria and nutrient output in milk

Further predictions of secondary litter performance criteria (LWG, LADG, PWW, PWG, PADG) and nutrient output in milk (DM_m , E_m , N_m) were computed. To obtain these secondary predictions, the transformations mentioned in section 4.2.2 were applied to predicted values of LWW obtained with the supervised algorithm and learning strategy that yielded the best performance. Predictions of LWG, LADG, PWW, PWG, PADG, DM_m , E_m , and N_m were then estimated at the farm scale through the ME_f and $MAPE_f$ metrics.

4.3 Results

In this section, the results of the preliminary statistical analysis of the database are first presented. Then, learning strategies and algorithms are compared for the prediction of LWW, and prediction of secondary outcomes are evaluated.

4.3.1 Preliminary statistical analysis of the database

The results of the preliminary statistical analysis of the database are presented in table 4.2. The number of litters varied between farms from 272 in farm 5 up to 7476 in farm 1. The effect of Farm on parity was significant, with a lowest value of 1.9 (farm 5) and a highest value of 3.9 (farm 3; $P < 0.001$). However, the effect of Farm did not explain much of the variability ($R^2 = 0.03$; $RSD = 1.9$). The effects of Farm, Parity, and Month of farrowing were significant on the duration of lactation ($R^2 = 0.23$; $P < 0.001$). In detail, weaned piglets were older in farms 1, 2, 3 and 6 (about 28 days) than in farms 4 and 5 (about 25 and 21 days, respectively). The effects of Farm and Parity were significant on LSB ($R^2 = 0.12$; $P < 0.001$). The smallest litter at birth was composed of 12.4 piglets (farm 1), and the greatest was composed of 14.6 piglets (farm 3). The effect of Farm, Parity, and Month of farrowing was significantly on LSW ($R^2 = 0.21$; $P < 0.001$). LSW greatly differed between farms, from 9.6 piglets (farm 1) up to 12.1 piglets (farm 3). The effects of Farm, Parity, and Month of farrowing were also significant on PWB and LWB ($P < 0.001$). The effects of Farm, Parity, LSW and Month of farrowing were significant on PWW, PADG, LWW, LADG, DM_m , E_m , and N_m ($P < 0.001$). The coefficient of

Table 4.2 – Influence of farm, parity, litter size at weaning, and month of farrowing on lactation characteristics, litter performance, and nutrient outputs in milk¹

	Farm						RSD ³	<i>R</i> ²	Statistics ²			
	1	2	3	4	5	6			F	P	LSW	M
N litters	7476	6467	2673	605	272	2875						
Parity	2.6	2.9	3.4	3.9	1.9	3.2	1.9	0.03	***	-	-	NS
LL, d	27.9	27.9	28.7	25.3	21.4	27.9	1.8	0.23	***	***	-	***
LSB	12.4	13.3	14.6	13.8	13.8	13.5	3.4	0.06	***	***	-	NS
LSW	9.6	10.6	12.1	11.1	11.6	11.3	1.8	0.21	***	***	-	***
PWB, kg	1.41	1.43	1.45	1.54	1.3	1.51	0.28	0.06	***	***	-	***
PWW, kg	8.23	7.95	8.72	8	5.92	9.03	1.28	0.22	***	***	***	***
PADG, g/d	245	234	253	255	217	270	43	0.18	***	***	***	***
LWB, kg	17.1	18.6	20.8	20.4	17.1	20.1	4.7	0.13	***	***	-	***
LWW, kg	78.7	84	104.7	85.4	68.4	101.5	12.8	0.61	***	***	***	***
LADG, kg/d	2.34	2.46	3.03	2.7	2.5	3.03	0.42	0.54	***	***	***	***
DM _m , kg/d	1.62	1.7	2.1	1.87	1.72	2.1	0.3	0.52	***	***	***	***
E _m , MJ/d	44.6	46.8	58	51.5	47.2	58.1	8.7	0.50	***	***	***	***
N _m , g/d	64.2	67.8	83.1	74	69.2	82.6	10.8	0.57	***	***	***	***

¹ LL: Lactation Length, LSB: Litter Size at Birth, LSW: Litter Size at Weaning, PWB: Piglet Weight at Birth, PWW: Piglet Weight at Weaning, PADG: Piglet Average Daily Gain, LWB: Litter Weight at Birth, LWW: Litter Weight at Weaning, LADG: Litter Average Daily Gain, DM_m: Dry Matter in Milk, E_m: Energy in Milk, N_m: Nitrogen in Milk

² Data were analyzed using ANOVA linear models that included the effect of Farm (F), Parity (P), Litter Size at weaning (LSW), and Month of farrowing (M). *** : $P < 0.001$; * : $P < 0.05$; NS : non significant; - : not included in the ANOVA.

³ Residual Standard Deviation

determination was the lowest for PWB ($R^2 = 0.06$), intermediate for PWW, PADG and LWB (R^2 of 0.22, 0.18, and 0.19, respectively), and the greatest for LWW, LADG, DM_m, E_m, and N_m (R^2 of 0.61, 0.54, 0.52, 0.50, and 0.57, respectively).

Mean LADG varied according to farm ($P < 0.001$), between 2.34 and 3.03 kg/d (Table 4.2, Figure 4.2a). Its variability was also dependent on the farm (Figure 4.2a), with a larger variability in farms 1, 2, and 6 than in farms 3, 4, and 5. Mean LADG increased according to LSW ($P < 0.001$), from 1.29 kg/d (LSW = 5) up to 3.20 kg/d (LSW = 15), whereas it slightly decreased for LSW above 15 (Figure 4.2b). PADG decreased when LSW increased, from 259 (± 77.5) g/d (LSW = 5) down to 159 (± 34.8) g/d (LSW = 17) (Figure 4.2c), with a concomitant decrease of its variability. According to parity, LADG increased ($P < 0.001$) from 2.43 (Parity 1) up to 2.68 kg/d (Parity 3) and slightly decreased for higher parities (Figure 4.2d). A similar evolution was found for LWW. The month of the year affected ($P < 0.001$) LADG with the lowest values in July (2.51 kg/d) and the greatest in December (2.65 kg/d).

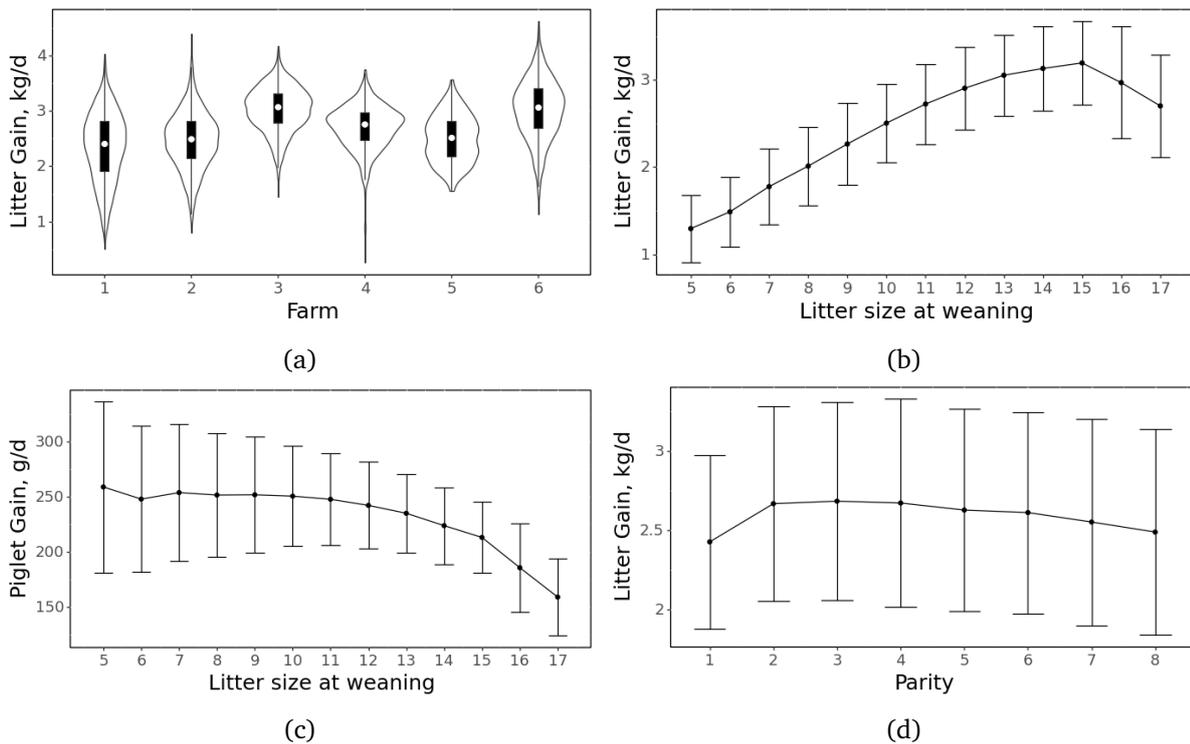


Figure 4.2 – Influence of (a) farm on litter gain (kg/d), (b) litter size at weaning on litter gain, (c) litter size at weaning on piglet gain (g/d), and (d) parity of sows on litter gain. Violin plot with nested boxplot displays the data distribution vertically with a white point for the median value. Dots connected with a line represents mean values. \top is equal to the mean plus one standard deviation. \perp is equal to the mean minus one standard deviation.

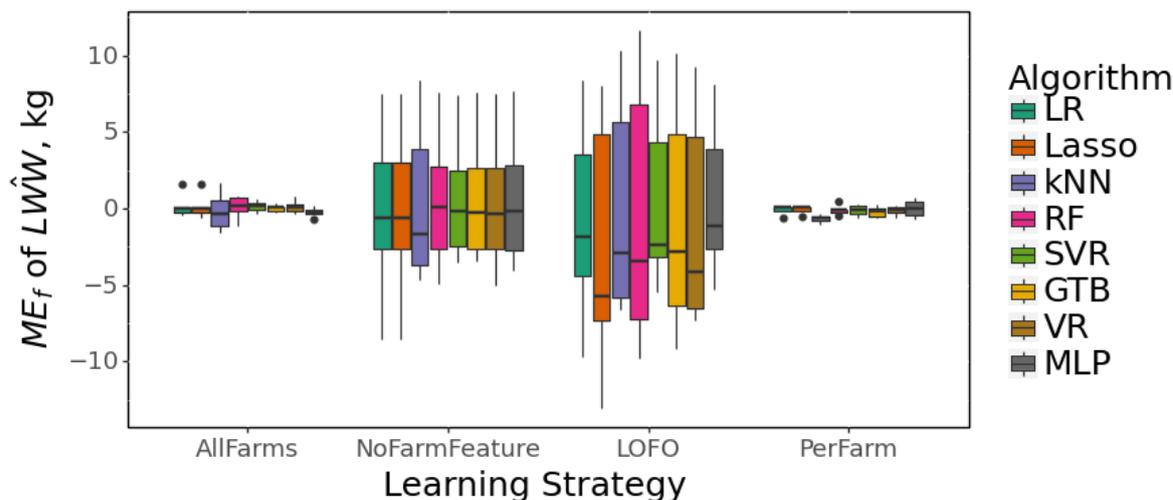


Figure 4.3 – Box plots of ME per farm (kg) for the predictions of LWW according to supervised algorithms and learning strategies. For each box plot, the black line represents the median value and whiskers represent 1.5 times the interquartile range

4.3.2 Comparisons between learning strategies and supervised learning algorithms

The quality of these predictions were first assessed at farm scale according to the ME_f metric. These results are presented as boxplots describing the farm dispersion of ME_f values (Figure 4.3), according to the learning strategy and the algorithm used. In the AllFarms learning strategy, the ME_f obtained for the prediction of LWW are comprised between 0.0 (± 0.29) kg (MLP) and 0.0 (± 0.75) kg (LR), according to the algorithm. In the NoFarmFeature learning strategy, the ME_f are higher than in the AllFarms strategy, with much more variability between farms. They are comprised, according to the algorithm, between 0.0 (± 5.59) kg (LR) and 1.0 (± 4.27) kg (GTB). The highest between farm variability in ME_f was obtained for the LOFO learning strategy with mean values comprised between -3.0 (± 8.7) kg (Lasso) and 0.0 (± 5.12) kg (MLP). Conversely, the lowest between farm variability in ME_f was obtained for the PerFarm learning strategy with values comprised between -1.0 (± 0.24) kg (kNN) and 0.0 (± 0.55) kg (MLP).

The quality of the predictions of LWW assessed at farm scale according to the $MAPE_f$ metric are presented in figure 4.4, as boxplots describing the farm dispersion of $MAPE_f$ values, according to the learning strategy and the algorithm used. These values are expressed in percentage of the mean value. The $MAPE_f$ obtained for the prediction of LWW in the AllFarms learning strategy are comprised between 9.0 (± 2.06) % (MLP) and 11.0 (± 2.98) % (Lasso) (Table 4.A.1). The $MAPE_f$ obtained in the NoFarmFeature learning strategy are higher than with the AllFarms strategy, with values comprised between 10.0 (± 1.69) % (SVR) and 12.0 (± 2.86) % (LR) (Table 4.A.2). The $MAPE_f$ obtained in the LOFO learning strategy are at highest among learning

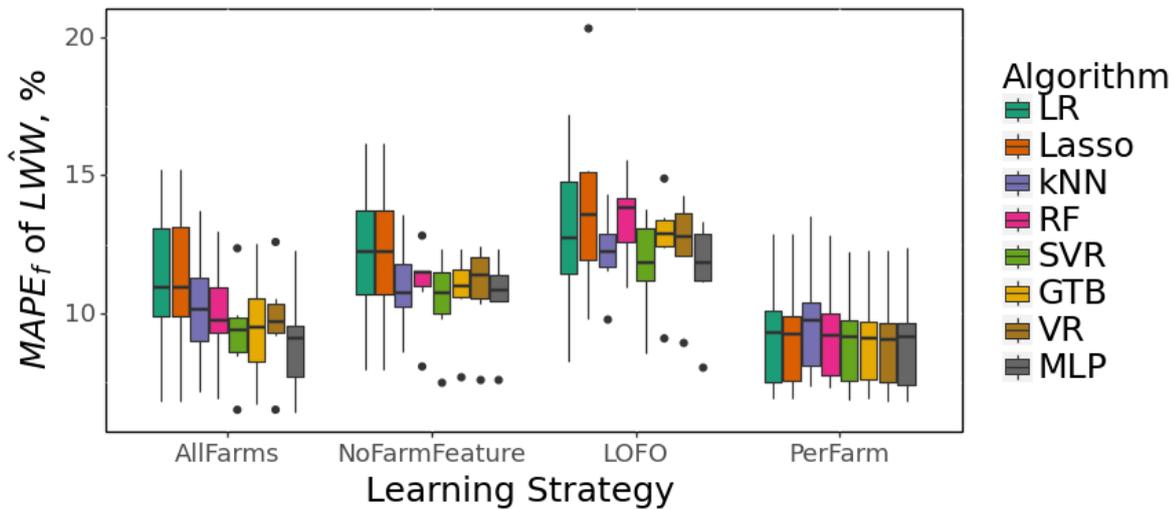


Figure 4.4 – Box plots of MAPE per farm (%) for the predictions of LWW according to supervised algorithms and learning strategies. For each box plot, the black line represents the median value and whiskers represent 1.5 times the interquartile range

strategies with values comprised between 12.0 (± 1.91) % (MLP) and 14.0 (± 3.68) % (Lasso) (Table 4.A.3). Conversely, $MAPE_f$ obtained in the PerFarm learning strategy are at lowest among the learning strategies with values comprised between 9.0 (± 2.0) % (VR) and 10.0 (± 2.25) % (kNN) (Figure 4.4, Table 4.A.4).

Learning methods were ranked according to the $MAPE_f$ metric (Figure 4.5). For a given learning strategy, the average rank was computed according to the ranks obtained by each algorithm in each farm. The average ranks were 1.33, 2.00, 2.71, and 3.96, for learning strategies AllFarms, NoFarmFeature, LOFO, and PerFarm, respectively, and the critical difference computed according to the Nemenyi test was 0.677 ($P < 0.05$). According to this test, the ranking of PerFarm and AllFarms do not differ significantly, and these learning strategies performed significantly better than the NoFarmFeature and LOFO learning strategies (Figure 4.5). The rank obtained by the NoFarmFeature was statistically higher than the rank obtained by the LOFO learning strategy which was at lowest.

4.3.3 Prediction of secondary outcomes

Secondary litter performance criteria and nutrient outputs in milk were derived from the predictions of LWW obtained with the PerFarm learning strategy, and the VR algorithm, which performed at best. They were first assessed at farm scale according to the ME_f metric, which are presented for each farm in table 4.3. The ME_f obtained for the prediction of LWW and LWG are very similar, and comprised between -0.59 kg (Farm 5) and 0.19 kg (Farm 4), compared to average values of 87.04 kg and 71.85 kg for LWW and LWG, respectively. The ME_f obtained

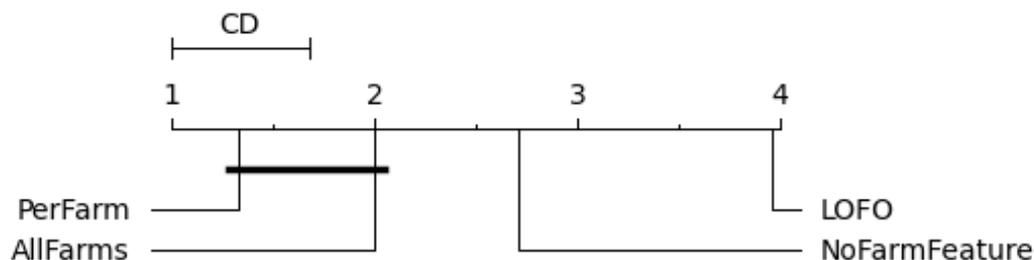


Figure 4.5 – Ranking of learning methods based on their average ranks across datasets and machine learning algorithms, according to the $MAPE_f$ metric. The black line connects all learning strategies that do not perform statistically differently according to the Nemenyi test.

for the prediction of LADG are comprised between 30 g/d (Farm 5) and 10 g/d (Farm 4). The ME_f obtained for the prediction of PWW and PWG are comprised between -0.07 kg (Farm 5) and 0.01 kg (Farm 3). The ME_f obtained for the prediction of PADG are comprised between -3.69 g/d (Farm 5) and 0.16 g/d (Farm 4). The ME_f obtained for the prediction of DM_m are comprised between -0.02 kg/d (Farm 5) and 0.01 kg/ (Farm 4)d. The ME_f obtained for the prediction of E_m are comprised between -0.61 MJ/d (Farm 5) and 0.16 MJ/d (Farm 4). The ME_f obtained for the prediction of N_m are comprised between -0.76 g/d (Farm 5) and 0.21 g/d (Farm 4).

Predictions of secondary litter performance criteria and nutrient output in milk were then assessed at farm scale according to the $MAPE_f$ metric, and expressed as a percentage of mean value (Table 4.4). For all criteria best predictions were obtained in farm 3 with an average value of 8.0% ($\pm 0.7\%$) across the nine criteria. The quality of predictions was slightly lower for farm 4 and 6 (average MAPE of 8.6% and 10.0%, respectively). The worst prediction was obtained for farm 1 (average MAPE of 13.8%), farm 2 and 5 being intermediate (average MAPE of 11.5% and 11.8%, respectively). Mean MAPE across farms depended on the criteria. It was at lowest for LWW and PWW with 9.0 and 9.2%, respectively. For the other criteria, mean MAPE was higher (11.3% on average for LWG, LADG, PWG, PADG, DM_m , E_m) except for N_m which was intermediate (10.3%).

Table 4.3 – Mean value and ME_f of prediction of LWG, LADG, PWW, PWG, PADG, DM_m, E_m, and N_m derived from the prediction of LWW obtained with the PerFarm learning strategy, and the VR algorithm¹

	LWW kg	LWG kg	LADG kg/d	PWW kg	PWG kg	PADG g/d	DM _m kg/d	E _m MJ/d	N _m g/d
Mean	87.04	71.85	2.58	8.28	6.84	246.79	1.78	49.20	70.76
Farm 1	-0.23	-0.23	-0.01	-0.03	-0.03	-0.93	-0.01	-0.15	-0.19
Farm 2	-0.31	-0.31	-0.01	-0.03	-0.03	-1.02	-0.01	-0.23	-0.29
Farm 3	0.11	0.11	0.00	0.01	0.01	0.15	0.00	0.05	0.06
Farm 4	0.19	0.19	0.01	0.00	0.00	0.16	0.01	0.16	0.21
Farm 5	-0.59	-0.59	-0.03	-0.07	-0.07	-3.69	-0.02	-0.61	-0.76
Farm 6	-0.02	-0.02	0.00	-0.01	-0.01	-0.08	0.00	0.02	0.02
Mean of ME _f	-0.14	-0.14	-0.01	-0.02	-0.02	-0.90	-0.00	-0.13	-0.16
STD of ME _f	0.27	0.27	0.01	0.03	0.03	1.33	0.01	0.25	0.32

¹ ME_f: Mean error per farm, LWW: Litter weight at weaning, LWG: Litter weight gain, LADG: Litter average daily gain, PWW: Piglet weight at weaning, PWG: Piglet weight gain, PADG: Piglet average daily gain, DM_m: Dry matter in milk, E_m: Energy in milk, N_m: Nitrogen in milk, VR: Voting Regressor

Table 4.4 – MAPE_f (%) for LWG, LADG, PWW, PWG, PADG, DM_m, E_m, and N_m derived from the prediction of LWW obtained with the PerFarm learning strategy, and the VR algorithm

	LWW kg	LWG kg	LADG kg/d	PWW kg	PWG kg	PADG g/d	DM _m kg/d	E _m MJ/d	N _m g/d
Farm 1	12.29	14.84	14.77	12.66	15.28	15.21	15.38	15.96	13.85
Farm 2	9.70	11.84	11.83	9.83	11.98	11.97	12.35	12.84	11.05
Farm 3	6.84	8.21	8.20	6.87	8.23	8.23	8.53	8.84	7.70
Farm 4	7.15	8.89	8.89	7.26	8.95	8.94	9.25	9.60	8.34
Farm 5	9.54	12.17	12.29	9.77	12.44	12.57	12.87	13.43	11.42
Farm 6	8.52	10.26	10.24	8.65	10.40	10.37	10.62	10.99	9.65
Mean of MAPE _f	9.01	11.03	11.04	9.17	11.21	11.22	11.50	11.94	10.33
STD of MAPE _f	1.82	2.22	2.21	1.92	2.36	2.35	2.32	2.42	2.06

¹ MAPE_f: Mean Absolute Percentage Error per farm, LWW: Litter weight at weaning, LWG: Litter weight gain, LADG: Litter average daily gain, PWW: Piglet weight at weaning, PWG: Piglet weight gain, PADG: Piglet average daily gain, DM_m: Dry matter in milk, E_m: Energy in milk, N_m: Nitrogen in milk, VR: Voting Regressor

4.4 Discussion

4.4.1 Factors influencing litter performance criteria and nutrient outputs in milk

According to the ANOVA, a great proportion of the variance of the criteria related to milk production (*i.e.* LADG, LWW, DM_m , E_m , and N_m) was explained by the effects of farm, parity, litter size at weaning and month of farrowing. For LADG, 54% of the variance was explained, which is consistent with the results of [Ngo *et al.* \(2012b\)](#) who obtained a value of 50%. In contrast, the proportion of the variances of litter characteristics at birth (LSB, LWB) or piglets performance (PWB, PWW, PADG) explained by these effects was much lower with values between 12% and 22%. According to these results, it appears that criteria related to litter performance should thus be easier to be precisely predicted than those related to piglets' performance. Among the factors affecting the prediction of these parameters, it appears that the number of suckling piglets that affects the number of functional teats has the greatest contribution to explain the variability of LADG (*i.e.* from 1.3 kg/d for 5 suckling piglets up to more than 3 kg/d for 15 piglets) whereas the effect of parity (about 0.25 kg/d between extreme values) and month of farrowing (about 0.1 kg/d between extreme values) have a much lower contribution.

The LADG increased between sows of first and third parity, and decreased thereafter. [Beyer *et al.* \(2007\)](#) and [Dourmad *et al.* \(2012\)](#) also observed that milk production, of which LADG is a proxy, increased between sows of first and second parity, and was the highest for fourth-parity sows. In contrast, [Vadmand *et al.* \(2015\)](#) did not observed any relation between parity and milk production, but the authors indicated that second-parity sows were over-represented in their dataset, thus hiding for a possible effect of parity on milk production.

The reduced LADG observed in the summer months, by comparison with the winter months may be related to the effects of temperature. The effect of a high temperature on the metabolic activity of the mammary gland are known to be partly related to the reduction in feed intake of sows resulting from heat stress, that consequently reduces the amount of nutrient available for milk synthesis ([Renaudeau *et al.*, 2001](#)). Another effect of a high temperature was also found to be related to a partial redirection of blood flow to the skin capillaries in order to increases body heat losses ([Renaudeau *et al.*, 2003](#)).

In the present dataset, LADG strongly changes with litter size, with greater LADG and smaller PADG as the litter size increases. LADG linearly increased between 5 and 15 piglets, and tended to decrease thereafter, whereas PADG showed a curvilinear decrease, the highest values for 5-6 suckling piglets and a strong drop for litters with more than 15 piglets at weaning. These results are consistent with those from [Dourmad *et al.* \(2012\)](#) who observed that milk production was maximal for 12-14 suckling piglets, whereas the amount of milk available per piglet was maximal for 7 piglets and decreased linearly above this value. The increase of LADG up to 15 piglets is due first to the increase in the number of functional glands, since there is one teat

per piglet, and secondly to a stronger stimulation of the milk production and a higher suckling intensity (Auld *et al.*, 1998). On the other hand, the decrease in LADG for litters with more than 15 piglets at weaning might be due to behavioral troubles resulting from an imbalance between the number of piglets and the number of functional teats (Orgeur *et al.*, 2004).

The mean and the variability of LADG in the present study showed great differences between the 6 farms. In fact, this farm effect may be linked to other factors that are known to affect litter performance, such as genetic origin of sows, feeding practices during lactation, farming practices, and environmental conditions (Quesnel *et al.*, 2015). Collecting data on these effects is a rather tedious task, and features representing them were not available in our dataset, though they would have been of interest. The farm effect can however partially help in considering them through a unique criterion.

4.4.2 Performance of the different learning strategies

The ME_f of the prediction of LWW shows great differences according to learning strategies. The ME_f obtained with algorithms trained according to the LOFO learning strategy were generally more variable, with values comprised, according to farms, between -10 and +10 kg of litter weight at weaning (e.g. between -11% and +11% of the mean LWW). This clearly indicates that this recursive learning strategy is not accurate, whatever the algorithm. The ME_f in the NoFarmFeature learning strategy were comprised between -8 and +8 kg of litter weight at weaning. Compared to LOFO, this strategy slightly reduces the occurrence of structural errors between predictions and observations, but is still not enough accurate, whatever the algorithm. In contrast, the ME_f obtained with AllFarms and PerFarm were centered on 0, with a very low variability that can be expressed in hundreds of grams of litter weight at weaning only, whatever the algorithm and the farm. These strategies, regardless of the data used at learning, showed a great ability to fit and predict accurately LWW with all algorithms. This clearly indicates that the farm feature is of major importance for an accurate prediction of LWW. The absence of the farm feature in the LOFO and the NoFarmFeature prediction strategies resulted in non-accurate predictions of average LWW with rather large deviations for some farms.

However, because prediction errors may cancel out each other, the ME_f metric is not sufficient to precisely evaluate the performance of a prediction strategy. In addition to ME, MAPE gives more insights on the extent of prediction errors, either over or under estimations. The $MAPE_f$ for the prediction of LWW also shows great differences according to learning strategies. The Nemenyi test for this metric indicates that the PerFarm and AllFarms learning strategies were ranked similarly over the farms and the algorithms. These two strategies performed better than the NoFarmFeature learning strategy, which in turn performed better than the LOFO learning strategy. This difference in efficiency of learning strategy as regard to MAPE are consistent with what was previously obtained for ME.

The MAPE_f obtained in the AllFarms learning strategy differs according to algorithms. In this learning strategy, kNN, SVR, GTB, VR and MLP algorithms better predict the LWW outcome than LR or LASSO algorithms. This observation may be due to the ability of complex machine learning algorithms (such as neural-networks and ensemble algorithms) to model non linear relationships between features (Warner *et al.*, 2020).

Among all strategies, the lowest MAPE_f values were obtained in the PerFarm learning strategy, and in that situation the results suggests little difference between simple and advanced machine learning algorithms. In contrast with the AllFarms learning strategy, using more complex algorithm in the PerFarm learning strategy only improved the performance marginally. It seems that the non linear relationships between features caught by advanced machine learning algorithms in the AllFarms learning strategy are in fact induced by the different farms in the training sets. Training algorithms at farm scale thus allows to learn more appropriate relationships between target and features, reduces the computational time, and lead to more interesting predictive performance than training algorithms over the multiples farms. This observation might be put in parallel with clusterwise regression techniques (Gitman *et al.*, 2018), which aims at partitioning data into clusters before fitting linear regressions per cluster, in order to minimize the overall error. In the case of predicting litter performance during lactation, the underlying model between performance and our set of features looks specific to each farm. These observations are in line with Pietersma *et al.* (2003) and Warner *et al.* (2020), who found great machine learning algorithms performance using small datasets in dairy cows herds, and with Gauthier *et al.* (2020), who found better performance in a time series clustering applied on farm specific data, for further prediction of daily feed intake in lactating sows.

4.4.3 Prediction of litter performance criteria and nutrient outputs in milk, for precision livestock farming

The best prediction of LWW, as assessed with the two farm metrics used in this study, show better performance in the PerFarm learning strategy, with small differences according to supervised algorithms. The mean MAPE_f obtained with the best algorithm is 9.008% (VR algorithm). Regarding the small set of features used, this error looks satisfactory. The residual part of the variability that was not predictable might reflects a part of variability in the data, that was not caught during training with our set of features. This could for instance be the case of nutritional features or behavioral features which are known to affect milk production and consequently litter growth (Etienne *et al.*, 2000; Orgeur *et al.*, 2004). The MAPE_f also shows farm-specific variations, with extreme values comprised between 6.8 and 12.3% (in the case of VR algorithm). These difference in residual variability between farm could be due to differences in period of data collection (in farm 1 data collection ranges between 2000 and 2019, while in farm 4 data collection occurred in 2017, only), changes in genetic origin of sows over the period of data

collection, or changes in other factors affecting the milk production. For instance, it would be interesting to consider the delivery of creep feed to the piglets, which may vary according to farmer practices, and could contribute to explain the difference between predicted LWW and observed LWW. It would also be interesting to train algorithm while replacing the LSW feature used in this study by the mean LS across the lactating period. This could give a better insight of milk production, by taking into account the events that may change LS and LWW, such as deaths and cross fostering of piglets.

Prediction of secondary outcomes is necessary for implementing precision feeding systems for lactating sows in practice (Gauthier *et al.*, 2019), or for any other application relying on the prediction of a proxy of milk production. When using the best learning strategy (PerFarm) and the best supervised learning algorithm (VR), ME values do not differ from zero, as well for LWW as for the secondary outcomes related to milk production. The MAPE_f of secondary outcomes show only a very small degradation compared to the MAPE_f of LWW (11% for LADG, E_m and N_m on average, compared to 9% for LWW), indicating that the precision of this technique is quite as good as for LWW.

Thus, prediction of secondary outcomes almost offers the same predictive performance as the prediction of LWW, with only a very limited deterioration of predictive performance in comparison with LWW. With this method, training models for LWW only, can be used to reliably predict multiple outcomes, derived from this criteria.

4.4.4 Use of the algorithm in practice

This study highlights key elements for embedding an algorithm able to predict litter performance and nutrient outputs in milk in decision support systems for the precision feeding of lactating sows. This algorithm provides individual estimations of LWW and nutrient outputs in milk in lactating sows, thus enabling to evaluate daily nutrient requirements for each individual lactating sow (Dourmad *et al.*, 2008; NRC, 2012; Gauthier *et al.*, 2019). In the perspective of precision feeding, the present results indicate that a limited number of features can be sufficient, but the algorithm should be trained at farm scale. Aggregating data from different farms does not significantly improve performance. It is suggested that training the algorithms at farm scale helps in taking into account factors influencing milk production and litter performance related to environmental conditions, animal behavior or farming practices, that are not easy to measure.

As regard to the computational cost and the prediction performance achieved by the different algorithms, it is suggested that LASSO and LR algorithms are the most appropriate to obtain fast and reliable predictions of litter performance and nutrient outputs in milk. The loss of interpretability and the computational cost that advanced machine learning algorithms such as GTB, VR, and MLP imply, are in that situation not compensated by the improvement of prediction. Moreover, from a practical point of view, these simple algorithms might be trained on-farm, on

a standard PC, without requiring a dedicated infrastructure, and the prediction equations might be easily embedded in an on-farm decision support systems. This is even more important as predictive performance may decrease when farming practices, or sow genetics evolve within the farm, thus requiring to train the algorithm with new data. LWW and secondary outcomes can thus be predicted with few predictors and a good reliability, while requiring computational resources available at farm scale.

4.5 Conclusion

Based on previous studies that well described the factors influencing milk production, litter performance criteria, and nutrient outputs in milk in lactating sows, the present study showed that these factors could be used and easily collected on farm in order to build simple yet reliable predictive models of litter weight at weaning, at the farm scale. Secondary outcomes used by precision feeding decision support systems can be accurately obtained from the predictions of litter weight at weaning, and used to provide accurate estimations of individual nutrient outputs in milk for nutrition decision support system in lactating sows.

Declaration of Competing Interest

The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Acknowledgments

The authors gratefully acknowledge the following partners that provided the data used in this study: Chambres d'agriculture de Bretagne (Rennes, France), Laval University (QC, Québec), CDPQ (QC, Québec), IFIP (Le Rheu, France), INRAE GenESI (Le Magneraud, France), and INRAE UE3P (Saint Gilles, France). The authors also gratefully acknowledge the GenOuest bioinformatics core facility (<https://www.genouest.org>) for providing the computing infrastructure, and Corentin Raphalen for his help at early stage of this study. This study formed part of a Ph.D. thesis of the #DigitAg project (ANR-16-CONV-0004), supported by the French National Research Agency in the "Investments for the Future" program; and the European Union's Horizon 2020 research and innovation program (grant agreement no. 633531).

References

- Auldist, D. E., Morrish, L., Eason, P., & King, R. H. 1998. The influence of litter size on milk production of sows. *Animal Science*, 67(2), 333–337. <https://doi.org/10.1017/S1357729800010109> (cit. on pp. 92, 106)
- Bergstra, J., & Bengio, Y. 2012. Random Search for Hyper-Parameter Optimization. *J. Mach. Learn. Res.*, 13(null), 281–305 (cit. on pp. 96, 97).
- Beyer, M., Jentsch, W., Kuhla, S., Wittenburg, H., Kreienbring, F., Scholze, H., Rudolph, P. E., & Metges, C. C. 2007. Effects of dietary energy intake during gestation and lactation on milk yield and composition of first, second and fourth parity sows. *Archives of Animal Nutrition*, 61(6), 452–468. <https://doi.org/10.1080/17450390701563433> (cit. on p. 105)
- Buitinck, L., Louppe, G., Blondel, M., Pedregosa, F., Mueller, A., Grisel, O., Niculae, V., Prettenhofer, P., Gramfort, A., Grobler, J., Layton, R., Vanderplas, J., Joly, A., Holt, B., & Varoquaux, G. 2013. API design for machine learning software: experiences from the scikit-learn project (cit. on pp. 96, 97).
- Demšar, J. 2006. Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets. *J. Mach. Learn. Res.*, 7, 1–30 (cit. on p. 98).
- Dourmad, J.-Y., Quiniou, N., Heugebaert, S., Paboeuf, F., & Ngo, T. T. 2012. Effect of parity and number of suckling piglets on milk production of sows. *Book of Abstracts of the 63rd Annual Meeting of the European Association for Animal Production* (p. 44). Wageningen Academic publishers. <https://doi.org/10.3920/978-90-8686-761-5>. (Cit. on p. 105)
- Dourmad, J., Étienne, M., Valancogne, A., Dubois, S., van Milgen, J., & Noblet, J. 2008. InraPorc: A model and decision support tool for the nutrition of sows. *Animal Feed Science and Technology*, 143(1-4), 372–386. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2007.05.019> (cit. on pp. 92, 108)
- Etienne, M., Legault, C., Dourmad, J. Y., & Noblet, J. 2000. Production laitière de la truie: Estimation, composition, facteurs de variation et évolution. *Journées de la Recherche Porcine*, 32, 253–264 (cit. on p. 107).
- Gaillard, C., Brossard, L., & Dourmad, J.-Y. 2020. Improvement of feed and nutrient efficiency in pig production through precision feeding. *Animal Feed Science and Technology*, 268, 114611. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2020.114611> (cit. on p. 92)
- Gauthier, R., Largouët, C., Gaillard, C., Cloutier, L., Guay, F., & Dourmad, J.-Y. 2019. Dynamic modeling of nutrient use and individual requirements of lactating sows. *Journal of Animal Science*, 97(7), 2822–2836. <https://doi.org/10.1093/jas/skz167> (cit. on pp. 92, 108)

- Gauthier, R., Largouët, C., Rozé, L., & Dourmad, J.-Y. 2020. *Online forecasting of daily feed intake in lactating sows supported by offline time-series clustering, for precision livestock farming*. (Cit. on p. 107).
- Gitman, I., Chen, J., Lei, E., & Dubrawski, A. 2018. Novel Prediction Techniques Based on Clusterwise Linear Regression (cit. on p. 107).
- Hansen, A. V., Strathe, A. B., Kebreab, E., France, J., & Theil, P. K. 2012. Predicting milk yield and composition in lactating sows: A Bayesian approach. *Journal of Animal Science*, 90(7), 2285–2298. <https://doi.org/10.2527/jas.2011-4788> (cit. on p. 92)
- Ngo, T. T., Quiniou, N., Heugebaert, S., Paboeuf, F., & Dourmad, J.-Y. 2012a. Influence du rang de portée et du nombre de porcelets allaités sur la production laitière des truies. 44. *Journées de la recherche porcine*, np (cit. on p. 92).
- Ngo, T. T., Quiniou, N., Heugebaert, S., Paboeuf, F., & Dourmad, J.-Y. 2012b. Influence du rang de portée et du nombre de porcelets allaités sur la production laitière des truies. 44. *Journées de la recherche porcine*, np (cit. on p. 105).
- Noblet, J., Dourmad, J.-Y., & Etienne, M. 1990. Energy utilization in pregnant and lactating sows: modeling of energy requirements. *Journal of animal science*, 68(2), 562–572. <https://doi.org/10.2527/1990.682562x> (cit. on p. 92)
- Noblet, J., & Etienne, M. 1989. Estimation of sow milk nutrient output. *Journal of animal science*, 67(12), 3352–3359. <https://doi.org/10.2527/jas1989.67123352x> (cit. on p. 94)
- NRC. 2012. *Nutrient Requirements of Swine* (11th rev.). Natl. Acad. Press. (Cit. on pp. 92, 108).
- Orgeur, P., Le Dividich, J., Saez, E., Salaun, C., & Le Roux, T. 2004. La taille de la portée influe sur le comportement des porcelets à la mamelle et sur leur croissance. *Journées De La Recherche Porcine En France*, 36, 457 (cit. on pp. 106, 107).
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, E. 2011. Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830 (cit. on p. 96).
- Pietersma, D., Lacroix, R., Lefebvre, D., & Wade, K. M. 2003. Performance analysis for machine-learning experiments using small data sets. *Computers and Electronics in Agriculture*, 38(1), 1–17. [https://doi.org/10.1016/S0168-1699\(02\)00104-7](https://doi.org/10.1016/S0168-1699(02)00104-7) (cit. on p. 107)
- Pomar, C., van Milgen, J., & Remus, A. 2019. Precision livestock feeding, principle and practice. *Poultry and Pig Nutrition. Challenges of the 21st Century*, 397–418 (cit. on p. 92).
- Quesnel, H., Farmer, C., & Theil, P. K. 2015. Colostrum and milk production. In C. Farmer (Ed.), *The gestating and lactating sow* (pp. 173–192). Wageningen Academic Publishers. https://doi.org/https://www.wageningenacademic.com/doi/10.3920/978-90-8686-803-2_8. (Cit. on pp. 92, 106)

- Renaudeau, D., Noblet, J., & Dourmad, J. Y. 2003. Effect of ambient temperature on mammary gland metabolism in lactating sows. *Journal of animal science*, 81(1), 217–231 (cit. on p. 105).
- Renaudeau, D., Quiniou, N., & Noblet, J. 2001. Effects of exposure to high ambient temperature and dietary protein level on performance of multiparous lactating sows. *Journal of Animal Science*, 79(5), 1240. <https://doi.org/10.2527/2001.7951240x> (cit. on p. 105)
- Seabold, S., & Perktold, J. 2010. statsmodels: Econometric and statistical modeling with python. *9th Python in Science Conference* (cit. on p. 94).
- Silalahi, P., Tribout, T., Prunier, A., Billon, Y., Gogué, J., & Bidanel, J. P. 2016. Estimation of the effects of selection on French Large White reproductive performance using frozen semen. *Journal of Animal Science*, 94(9), 3655–3662. <https://doi.org/10.2527/jas.2016-0540> (cit. on p. 92)
- Vadmand, C. N., Krogh, U., Hansen, C. F., & Theil, P. K. 2015. Impact of sow and litter characteristics on colostrum yield, time for onset of lactation, and milk yield of sows. *Journal of Animal Science*, 93(5), 2488–2500. <https://doi.org/10.2527/jas.2014-8659> (cit. on p. 105)
- Vranken, E., & Berckmans, D. 2017. Precision livestock farming for pigs. *Animal Frontiers*, 7(1), 32–37. <https://doi.org/10.2527/af.2017.0106> (cit. on p. 92)
- Warner, D., Vasseur, E., Lefebvre, D. M., & Lacroix, R. 2020. A machine learning based decision aid for lameness in dairy herds using farm-based records. *Computers and Electronics in Agriculture*, 169, 105193. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105193> (cit. on p. 107)
- Wathes, C., Kristensen, H., Aerts, J.-M., & Berckmans, D. 2008. Is precision livestock farming an engineer’s daydream or nightmare, an animal’s friend or foe, and a farmer’s panacea or pitfall? *Computers and Electronics in Agriculture*, 64(1), 2–10. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.05.005> (cit. on p. 92)

4.A Mean Absolute Percentage Errors

In this appendix, the mean absolute percentage errors at farm scale, obtained for a given learning strategy and all supervised learning algorithms, are presented. MAPE per farm is provided, along with its mean value, and its standard deviation across farms.

Table 4.A.1 – Mean Absolute Percentage Error per farm (%) for the prediction of LWW, according to the AllFarms learning strategy, for each algorithm¹. Best score per line is in boldface.

	LR	Lasso	kNN	RF	SVR	GTB	VR	MLP
Farm 1	13.501	13.532	13.740	12.965	12.361	12.533	12.587	12.312
Farm 2	9.987	9.985	10.694	10.125	9.664	9.740	9.651	9.695
Farm 3	6.821	6.825	7.180	6.928	6.510	6.721	6.513	6.419
Farm 4	15.223	15.223	8.781	9.248	8.459	7.911	9.771	7.274
Farm 5	11.919	11.913	11.516	11.194	9.927	10.805	10.537	9.071
Farm 6	9.883	9.883	9.606	9.387	9.129	9.228	9.181	9.160
Mean of MAPE _f	11.222	11.227	10.253	9.974	9.342	9.490	9.707	8.989
STD of MAPE _f	2.719	2.723	2.081	1.853	1.751	1.883	1.801	1.876

¹ LR: Linear Regression, LASSO: Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, kNN: k-nearest-neighbors, RF: Random Forest, SVR: Support Vector for Regression, GTB: Gradient Tree Boosting, VR: Voting Regressor, MLP: Multi Layer Perceptron

Table 4.A.2 – Mean Absolute Percentage Error per farm (%) for the prediction of LWW, according to the NoFarmFeature learning strategy, for each algorithm¹. Best score per line is in boldface.

	LR	Lasso	kNN	RF	SVR	GTB	VR	MLP
Farm 1	13.127	13.128	13.589	12.817	12.317	12.329	12.452	12.315
Farm 2	10.504	10.500	11.107	10.818	10.438	10.555	10.351	10.457
Farm 3	7.975	7.971	8.613	8.078	7.500	7.735	7.610	7.612
Farm 4	13.932	13.928	10.391	11.532	11.618	11.702	12.143	11.427
Farm 5	16.153	16.144	10.210	11.467	9.824	10.727	11.644	10.442
Farm 6	11.356	11.359	11.996	11.488	11.080	11.276	11.139	11.202
Mean of MAPE _f	12.174	12.172	10.984	11.034	10.463	10.721	10.890	10.576
STD of MAPE _f	2.611	2.610	1.549	1.450	1.546	1.461	1.617	1.469

¹ LR: Linear Regression, LASSO: Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, kNN: k-nearest-neighbors, RF: Random Forest, SVR: Support Vector for Regression, GTB: Gradient Tree Boosting, VR: Voting Regressor, MLP: Multi Layer Perceptron

Table 4.A.3 – Mean Absolute Percentage Error per farm (%) for the prediction of LWW, according to the Leave-One-Farm-Out learning strategy, for each algorithm¹. Best score per line is in boldface.

	LR	Lasso	kNN	RF	SVR	GTB	VR	MLP
Farm 1	13.675	14.872	14.347	15.573	13.761	14.886	14.256	13.312
Farm 2	11.283	12.282	12.149	14.282	11.151	13.487	12.107	11.134
Farm 3	8.277	9.800	9.822	10.963	8.546	9.094	8.955	8.073
Farm 4	15.129	15.181	11.555	13.785	13.324	13.111	13.687	13.074
Farm 5	17.192	20.344	12.316	12.216	11.346	12.389	13.433	12.222
Farm 6	11.834	11.822	13.077	13.834	12.323	12.656	12.099	11.426
Mean of MAPE _f	12.898	14.050	12.211	13.442	11.742	12.604	12.423	11.540
STD of MAPE _f	2.861	3.360	1.382	1.481	1.714	1.761	1.742	1.740

¹ LR: Linear Regression, LASSO: Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, kNN: k-nearest-neighbors, RF: Random Forest, SVR: Support Vector for Regression, GTB: Gradient Tree Boosting, VR: Voting Regressor, MLP: Multi Layer Perceptron

Table 4.A.4 – Mean Absolute Percentage Error per farm (%) for the prediction of LWW, according to the PerFarm learning strategy, for each algorithm¹. Best score per line is in boldface.

	LR	Lasso	kNN	RF	SVR	GTB	VR	MLP
Farm 1	12.873	12.872	13.542	12.829	12.250	12.274	12.291	12.378
Farm 2	9.954	9.936	10.513	10.229	9.685	9.805	9.698	9.666
Farm 3	6.930	6.915	7.651	7.367	6.855	6.934	6.841	6.822
Farm 4	7.142	7.172	7.342	7.292	7.240	7.251	7.150	7.002
Farm 5	10.170	9.844	10.015	9.333	9.793	9.405	9.543	9.617
Farm 6	8.685	8.704	9.531	9.046	8.583	8.779	8.522	8.678
Mean of MAPE _f	9.292	9.241	9.766	9.349	9.067	9.075	9.008	9.027
STD of MAPE _f	2.025	2.000	2.053	1.877	1.803	1.773	1.822	1.874

¹ LR: Linear Regression, LASSO: Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, kNN: k-nearest-neighbors, RF: Random Forest, SVR: Support Vector for Regression, GTB: Gradient Tree Boosting, VR: Voting Regressor, MLP: Multi Layer Perceptron

PRÉDICTION PAR APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE DE LA CONSOMMATION INDIVIDUELLE JOURNALIÈRE DE LA TRUIE EN LACTATION

La prédiction de la consommation alimentaire de la truie est une étape essentielle pour le fonctionnement des stratégies d'alimentation de précision en temps réel. Les données d'ingestion collectées quotidiennement par de nouveaux distributeurs connectés offrent de nouvelles opportunités pour prédire ce trait complexe.

L'article ci-après, soumis à *Computers and Electronics in Agriculture*, introduit une nouvelle approche de prédiction reposant sur des données acquises en temps réel avec un apprentissage « hors ligne » des comportements alimentaires de la truie. Une base de données de 39 090 lactations, provenant de six exploitations et contenant les consommations des 20 jours après mise-bas, a été utilisée pour (i) identifier par *clustering* des groupes de truies présentant un comportement alimentaire similaire et (ii) tester trois fonctions de prédiction de la consommation. L'homogénéité des clusters obtenus par apprentissage « hors ligne » a été évaluée selon les indices Silhouette et Calinski-Harabasz. Les méthodes de prédiction ont été évaluées avec l'erreur moyenne et l'erreur quadratique moyenne (RMSE) déterminées par jour et par truie.

L'algorithme de *clustering k-Shape* a permis d'identifier des groupes de séries temporelles similaires, bien que celles-ci présentent parfois des distorsions et des translations selon l'axe des valeurs, et des décalages selon l'axe temporel. Les clusters les plus homogènes sont obtenus lorsque la base est divisée en deux groupes. La trajectoire du premier groupe est caractérisée par une augmentation continue de la consommation au cours de la lactation, et la seconde, par un plateau atteint à partir du 10^{ème} jour. L'erreur moyenne par truie, obtenue en utilisant deux trajectoires et la meilleure fonction de prédiction, est de -0,08 kg/j, avec une RMSE de 1,06 kg/j.

Bien que la variabilité individuelle soit élevée, l'utilisation des trajectoires améliore la prédiction de la consommation. En pratique, l'apprentissage des trajectoires peut être renouvelé régulièrement, tandis que la procédure de prédiction, peu gourmande en puissance de calcul,

peut être intégrée dans un système d'alimentation de précision.

Online forecasting of daily feed intake in lactating sows supported by offline time-series clustering, for precision livestock farming

R. Gauthier^{*}, C. Largouët[‡], L. Rozé[§], J.Y. Dourmad^{*}

^{*}PEGASE, INRAE, Institut Agro, 35590, Saint Gilles, France

[‡]AGROCAMPUS OUEST / INRIA, Univ Rennes, CNRS, IRISA, F-35000 Rennes

[§]Univ Rennes, Insa, Inria, CNRS, IRISA, Rennes, France

Abstract

According to precision livestock farming principles, it is essential to apply feed intake forecasting processes to real time precision feeding strategies in order to improve the overall efficiency of the livestock feeding chain. Considering the lack of a mechanistic model that predicts daily feed intake in lactating sows, a novel approach combining an online forecasting procedure with an offline learning procedure is proposed. A database of 39,090 lactations, from 6 different farms and containing the first 20 daily feed intake records after farrowing, was used (1) to identify consistent sets of clusters and trajectory curves offline, and (2) to test 3 predictive functions of daily feed intake online. The homogeneity of the clusters resulting from the offline learning procedure was assessed according to Silhouette and Calinski-Harabasz scores. The predictive quality of forecasting functions was assessed with the Mean Error (ME), and the Root Mean Square Error (RMSE). Time-series clustering with *k*-Shape makes it possible to extract consistent trajectory curves that are scale-, shift- and translate-invariant. The best number of clusters obtained either in a global approach or at farm scale was two. The trajectory curve of the first cluster is characterized by a mostly continuous increase of feed intake over the course of lactation, and the second cluster by a plateau in feed intake starting from about the 10th day of lactation. These identified trajectory curves are consistent with the very few studies available in the literature. When computed with the best forecasting function and farm specific trajectory curves, the ME of feed intake over lactation was -0.08 kg/d, and the corresponding RMSE was 1.06 kg/d. Though variability in feed intake among sows and over the lactation period is high, online forecasting of feed intake can be improved by the use of feed intake trajectory curves. These trajectory curves may be computed on a regular basis with data obtained directly on the farm or on farms with similar practices. The online forecasting procedure requires few computing resources, and could easily be embedded in smart feeder control systems as a practical application in precision feeding systems for lactating sows.

Keywords: Feed intake, Lactating sow, *k*-Shape clustering, time-series forecasting, Data Mining, Precision Livestock Farming

Abbreviations: ARMA, Auto-Regressive Moving Average; CVI, Cluster Validity Index; DFI: Daily Feed Intake; DTW, Dynamic Time Warping; FS, Farm Specific; G, Global; ME, Mean Er-

ror; NCC, Normalized Cross-Correlation; RMSE, Root Mean Square Error; SBD, Shape-Based Distance; TC, Trajectory Curve.

5.1 Introduction

Feeding is an essential component of livestock production systems with respect to animal health and welfare, farm sustainability, and competitiveness. The overall efficiency of the livestock feeding chain is largely dependent on the match between nutrient supply and animal requirements, in order to limit nutrient wastage while achieving production objectives. In practice, all pigs at a given physiological stage are generally fed with the same standard diet corresponding to the requirements of an average animal representing the population. However, according to precision livestock farming principles (Vranken & Berckmans, 2017), addressing the diversity among animals could be an effective lever in building more efficient feeding systems (Pomar *et al.*, 2019; Gaillard *et al.*, 2020). With the help of smart feeders, new sensors, and information technology, modern precision feeding systems for growing pigs have demonstrated their ability to meet individual requirements more efficiently (Cloutier *et al.*, 2015).

In lactating sows, high milk production and low voluntary feed intake generally lead to nutrient deficiency (Noblet *et al.*, 1990), especially in primiparous sows. To limit nutrient deficiency, one common practice consists in supplying *ad libitum* access to a feed with a high nutrient content, with the risk of increasing feeding cost and nutrient excretion, and, consequently, reducing overall sustainability. Precision feeding has not yet been evaluated for lactating sows but seems to be a promising strategy with respect to the large variability of nutrient requirements among sows (Gauthier *et al.*, 2019). However, to operate in real-time, precision feeding systems need to accurately predict the feed intake of lactating sows on a daily and individual basis in order to determine the optimal nutrient content of the feed ration. Several attempts to model the underlying mechanisms associated with appetite regulation have been made in the literature, but there is still no comprehensive mechanistic model able to predict feed intake in swine and, more specifically, in sows (Black, 2009).

With the current development of sensors and computing resources, huge amounts of data are automatically and continuously collected in the form of discrete or continuous measurements, images, videos, and sounds. Valuable knowledge can be extracted from this data with adapted machine learning techniques. Among all data types, time-series have become pervasive in recent decades, with active research work and applications in many different fields such as stock market analysis, weather forecasts, and power consumption monitoring. Thus, the recent development of innovative feeders providing access to daily and individual feed consumption of sows, as well as the development of specific computational methods for storing and dealing with time-series (Aghabozorgi *et al.*, 2015) are providing new opportunities to develop more accurate predictions

of feed intake.

In this study, we present a novel forecasting procedure for time-series supported by unsupervised learning of consistent clusters, and apply it to make one-day-ahead forecasts of sow feed intake during lactation. Using data from different farms, our approach first uses time-series clustering to automatically identify consistent sets of feed intake trajectory curves (TCs) during lactation. Then, three functions are tested to make one-day-ahead forecasts of individual sow feed intake, with two of them supported by an assigned TC. The objective of this study is thus to describe and assess the quality of this approach to predicting individual feed intake in lactating sows.

5.2 Research background

With the increasing amount of time-series data in various domains, temporal data mining has recently attracted a great deal of attention for different purposes such as classification, visualization, segmentation, prediction, and trend analysis, in addition to pattern discovery. Time-series clustering is one of the most fundamental task that is usually applied prior to any other analysis method. This section briefly reviews specific knowledge about time-series clustering in order to extract temporal prototypes. These prototypes will further be used to support time-series forecasting.

5.2.1 Time-series definitions

We begin by introducing the necessary definitions.

Definition 1 A time-series T consists of a sequence of numerical vectors in successive order and equally spaced out over time: $T = t_1, t_2, \dots, t_n$, with t_i being a V -dimensional real-valued vector and n the length of the time-series T .

The time-series T is *univariate* when $V = 1$, meaning that only one variable varies over time, otherwise T is *multivariate*. In this paper, we deal with univariate time-series, a sequence of numerical values over time.

Definition 2 A dataset D is a set of time-series such that: $D = \{T_1, T_2, \dots, T_m\}$, where m is the number of time-series in the dataset.

5.2.2 Time-series clustering

In machine learning, clustering belongs to the class of *unsupervised learning* problems whose objective is to determine how the data is organized without any labeled examples. The objective

of clustering is to partition the dataset into homogeneous groups of data, called *clusters*, where data points in the same cluster are the more similar to each other and dissimilar to data in other clusters. Clustering can be applied to time-series and is defined as follows (Aghabozorgi *et al.*, 2015):

Definition 3 Given a time-series dataset $D = \{T_1, T_2, \dots, T_m\}$, time-series clustering consists in partitioning D into $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k\}$, a set of k clusters, with $D = \bigcup_{i=1}^k C_i$, $C_i \cap C_j = \emptyset$ for $i \neq j$. Homogeneous time-series are grouped together based on a certain similarity measure that maximizes inter-cluster distance and minimizes intra-cluster variance.

The main challenges of the clustering process are to define *similarity* and to find the value of k that leads to a consistent set of clusters.

Time-series clustering algorithms

Numerous approaches have been proposed to deal with time-series objects characterized by large data sizes and potentially high dimensionality. For whole time-series clustering (as opposed to subsequence clustering, for instance), clustering algorithms are generally classified into three groups, namely shape-based, feature-based, and model-based, depending on whether or not clustering is applied directly to raw data (Warren Liao, 2005; Aghabozorgi *et al.*, 2015).

Feature-based and model-based algorithms are not directly applicable to raw data and require time-series conversion. Feature-based algorithms work on vectors of features extracted from raw time-series, such as mean, variance, autocorrelation, etc. (Bandara *et al.*, 2020). This leads to dimensionality reduction, thus making it possible to cluster datasets that cannot fit into memory and time-series of unequal lengths. These algorithms are therefore generally less computationally expensive (Aghabozorgi *et al.*, 2015). Model-based algorithms first model each time-series, for instance with an Auto-Regressive Moving Average (ARMA) model, for instance, and the clustering is carried out on the parameters of the obtained models (Warren Liao, 2005; Aghabozorgi *et al.*, 2015). Shape-based clustering algorithms operate directly on raw data, and time-series that share a common progression across time are grouped together. These types of algorithms are good at capturing redundant patterns over time since they rely on a measure of similarity/dissimilarity specially designed for time-series. Depending on the number, length, and dimensionality of the time-series being compared, and the complexity of that measure, shape-based algorithms can lead to high computational cost.

Paparrizos and Gravano (2016) proposed a scalable and efficient shape-based clustering algorithm, called k -Shape, that uses a normalized version of the cross-correlation measure as its distance measure. This algorithm can effectively detect similarities in time-series presenting invariances such as scaling, shift, and translation (Figure 5.2.1). k -Shape is based on a two-step iterative procedure, which shares similarities with the procedure of the well-known k -Means

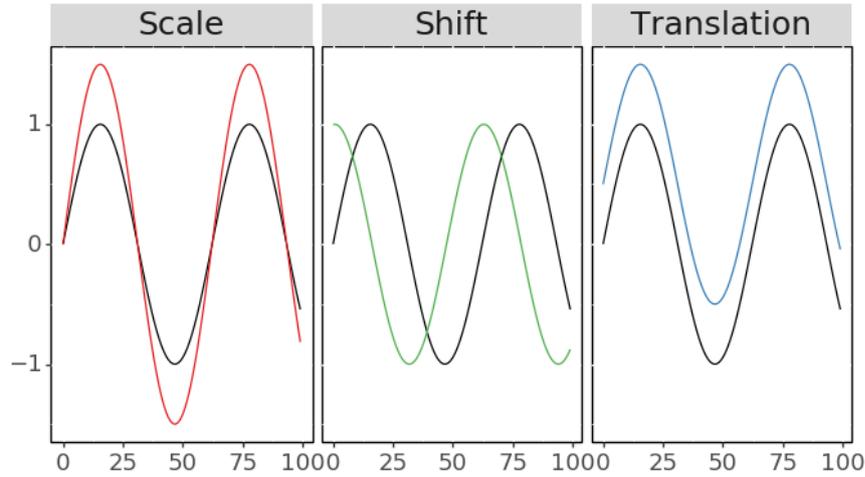


Figure 5.2.1 – Illustration of scaling, shift, and translation invariances applied to a sinusoidal function (black curve). Despite different distortions, it might be interesting to consider the similarity in shape of the red, green, and blue lines with the black line.

algorithm. First, each time-series is assigned to the cluster for which the similarity between time-series and the cluster’s centroid is greatest. Then, the centroid is computed again for each cluster to reflect changes in cluster membership. In the case of the k -Shape algorithm, the centroid is an artificial sequence. The algorithm is initialized by randomly assigning a time-series to one of the clusters and is stopped when no more changes occur in cluster assignment or when a maximum number of iterations is reached. Scaling and translation invariances are handled by z -normalizing each time-series before applying the k -Shape algorithm, so its mean is 0 and its standard deviation is 1. Shift invariances are handled by the Shape-Based Distance, which is presented in section 5.2.2.

Distance measures for shape-based clustering algorithms

Measuring the similarity/dissimilarity between time-series is a major step in clustering algorithms and is usually carried out with a distance measure. Due to the temporal aspect of this data and the different complexities emerging from the various domains, many distance measures have been proposed in the literature.

The most common distance measure in time-series is the Euclidean distance, given by the following formula:

$$\text{dist}(T_1, T_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (T_{1i} - T_{2i})^2}$$

where T_1 and T_2 are two time-series of equal length n . Because the Euclidean distance computes the square differences of observations sharing the same time index, this measure is quite fast.

However, it is not well suited to comparing time-series of unequal lengths, or presenting shift and translation invariances (Fig. 5.2.1).

These drawbacks can be compensated by *elastic measures* that compare the local alignment of time-series independently of the time index. For example, Dynamic Time Warping (DTW, Sakoe & Chiba, 1978) can accurately identify the similarity of time-series presenting temporal drifts or varying in lengths by comparing one value in T_1 with T_2 in three different ways, namely one-to-one, one-to-many or one-to-none. DTW is thus more accurate than Euclidean distance and is considered to be the best distance measure for many time-series mining tasks (Ding et al., 2008; Bagnall et al., 2017), but it is also much slower and more computationally expensive.

When the objective of time-series clustering is to identify common trajectory curves or behaviors in the object of interest, shaped-based distances are better suited to comparing trajectory shapes. To circumvent the main drawback of classic shape-based distance metrics like *Fréchet* and *Hausdorff* that are computationally expensive, a new SBD measure (Shape-Based Distance) has recently been proposed by Paparrizos and Gravano (2016). SBD relies on cross-correlation, a statistical measure that makes it possible to compare the shapes of two time-series T_1 and T_2 of unequal lengths n and m by reducing their noise (Aghabozorgi et al., 2015). The SBD distance measure also handles shift invariances.

Definition 4 *SBD distance is defined as follows:*

$$SBD(T_1, T_2) = 1 - \max_w (NCC_w(T_1, T_2))$$

where $NCC_w(T_1, T_2) = (ncc_1, \dots, ncc_w)$, $w \in \{1, 2, \dots, n + m - 1\}$, is the normalized cross-correlation sequence.

The normalized cross-correlation sequence $NCC_w(T_1, T_2) = (ncc_1, \dots, ncc_w)$ is computed for all w positions obtained by keeping one time-series static and sliding the other over it (Paparrizos & Gravano, 2016). SBD is computed at the position w that maximizes the similarity between T_1 and T_2 . The SBD distance measure then varies between 0 and 2, where 0 indicates that T_1 and T_2 are perfectly similar. The time requirement for computing the normalized cross-correlation sequence for all w values is high, particularly for long time-series, but this drawback is handled by using Fast Fourier Transform (Paparrizos & Gravano, 2016).

Cluster prototypes

Clustering makes it possible to automatically identify relevant groups of time-series without any *a priori* knowledge on cluster definition. An additional task in time-series clustering consists in computing a "prototype" for each cluster. Prototypes computed during the clustering process

are used directly by some clustering algorithms (*i.e.* k -Medoids, k -Shape) to refine cluster membership. Prototypes computed at the end of the clustering process offer a single representative time-series for each cluster that can be used for further applications such as time-series forecasting. Prototypes are either a medoid or a centroid sequence. A medoid sequence is an actual time-series from the cluster, while a centroid sequence is an artificial time-series computed from the time-series of the cluster (Aghabozorgi *et al.*, 2015).

5.3 Materials and Methods

5.3.1 General approach

The general approach of this study aims to define groups of sows having the same feed intake trajectory curve (offline learning through time-series clustering) to support the forecasting of the individual daily feed intake of lactating sows (online time-series forecasting). This approach is based on the combination of the individual lactating sow online data acquired since farrowing with herd historical data (Fig. 5.3.1).

A feed intake time-series $F_j = f_{1,j}, f_{2,j}, \dots, f_{n,j}$ is a sequence of numerical values $f_{d,j}$ that represent the feed intake value in kilograms at day d , $d \in [1, n]$, where n is the duration of the lactation period for a sow j .

The offline learning procedure (Fig. 5.3.1) performed on herd historical data consists in a clustering algorithm that splits past recorded F_j time-series into homogeneous clusters (see section 5.2). A prototype is then extracted in order to summarize the feed intake trajectory curve (TC) followed by each cluster. This offline learning requires the availability of sufficient data to be able to extract consistent prototypes.

The online forecasting (Fig. 5.3.1) consists in predicting the value $\hat{f}_{d+1,j}$ of the time-series F_j , $d \in [1, n] \cap \mathbb{N}$. Forecasting uses both an assigned TC to sow j and $f_{1,j}, f_{2,j}, \dots, f_{d,j}$ sow live data recorded since farrowing. The forecast $\hat{f}_{d+1,j}$ can be used to calculate dietary requirements using a nutritional model (Gauthier *et al.*, 2019) or by any application that relies on daily feed intake forecasts at an individual level (*e.g.* to predict animal heat production). The ground truth $f_{d+1,j}$, *i.e.* the amount of feed really consumed, is recorded from the feeder by the end of the day in order to be used on the following days. Data preprocessing and offline and online methods are described in the following subsections.

5.3.2 Data preprocessing

Data collection Data was collected using an automated feeder (Gestal[®], JYGA Technologies Inc., Quebec, Canada) that recorded the feed intake and the feeding behavior of lactating sows on a daily basis. With this system, sows were delivered up to 8 meals over the course of the day.

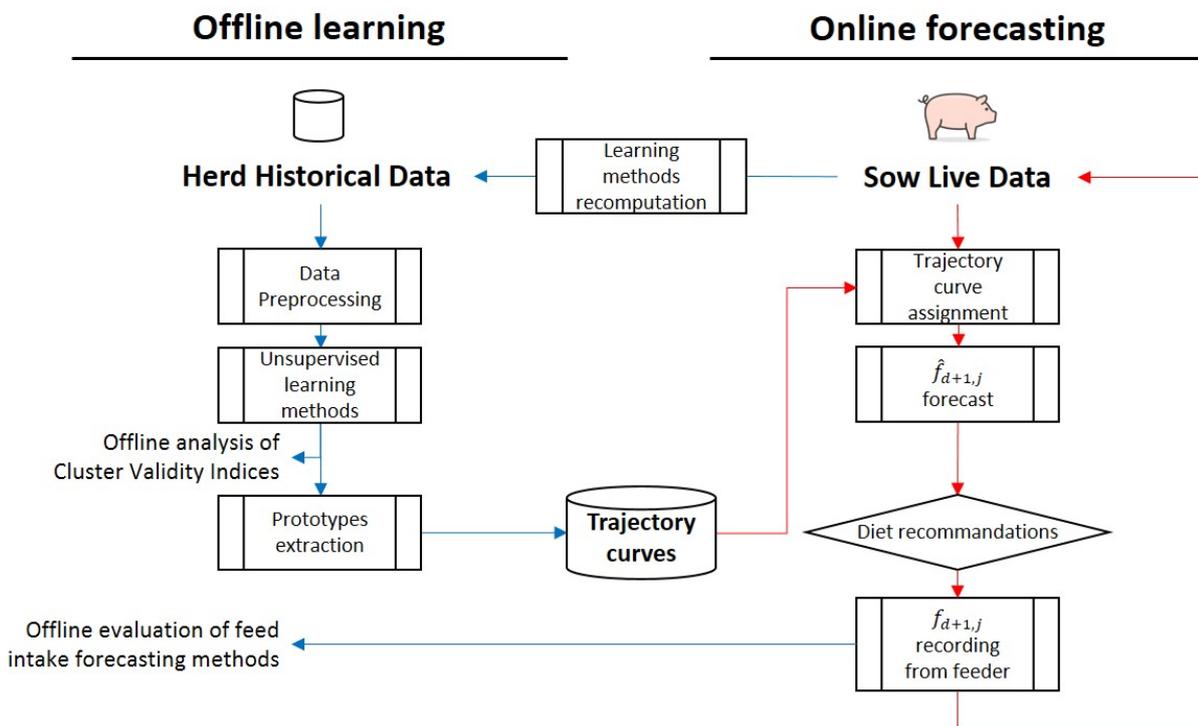


Figure 5.3.1 – Methodological approach for the daily prediction of sow feed intake during lactation, from individual sow live data and herd historical data. $\hat{f}_{d+1,j}$ represents the forecasted value of feed intake for sow j on day $d + 1$. $f_{d+1,j}$ represents the ground truth recorded at the end of day $d + 1$ for the sow j , *i.e.* the amount of feed really consumed. Blue lines represent offline steps and red lines represent online forecasting tasks for feed intake time-series.

Feed was given in successive portions of a limited size, which were distributed by the feeder when the sows pressed a button. This allowed the sows to be fed according to their demand, while limiting feed wastage effectively. Each sow was assigned to a predefined feeding scale depending on parity, with a daily target consumption and permission given by the farmer to exceed this target by up to 30%. Each sow could therefore ask for less than the target, but never more than the maximum.

Data cleaning Data was recorded between April 2013 and June 2019 in 6 commercial farms where the farrowing crates were equipped with Gestal® system. The original database was composed of 78,863 time-series of variable lengths. Cleaning steps were applied to eliminate irrelevant time-series and unexpected observations that might represent anomalies in feed allowance recordings. Cleaning steps include the removal of time-series with missing observations and discontinuity in feed intake records. Time-series shorter than 12 days or longer than 32 days were first removed. Then, anomalies were assumed for time-series with daily negative data, or daily consumption higher than 20 kg, time-series presenting a cumulative feed intake of over 250 kg across the lactation period, time-series with a consumption greater than 6 kg on first day after farrowing, or greater than 15 kg on the second day. When one of these situations arose, the whole time-series was removed from the dataset. In addition, the last day of lactation showed a distinctive bimodal distribution, with some sows showing a huge drop in feed intake. Because this drop was likely related to specific feed allowance practices on weaning day (*i.e.*, feeding only half of the ration), this day was excluded from offline learning and online forecasting. The combination of these cleaning steps led to a clean database of 64,951 time-series.

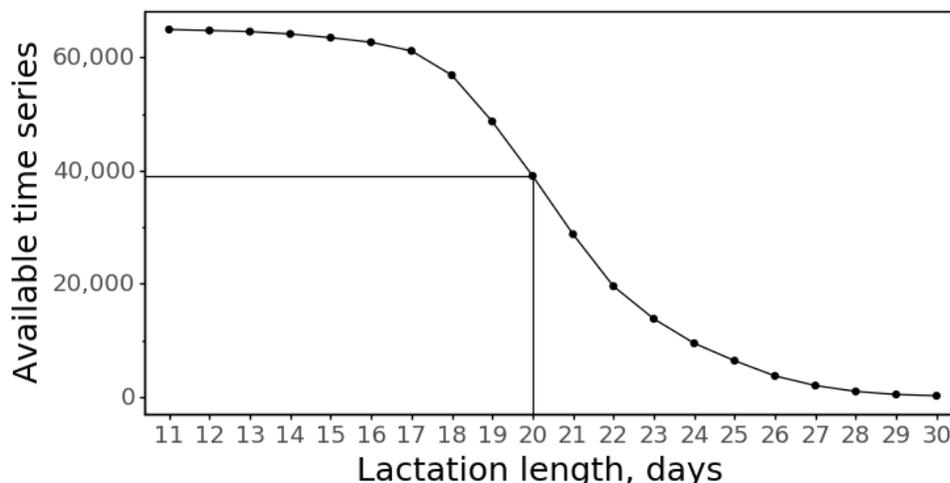


Figure 5.3.2 – Number of time-series available according to the length of the lactation period

Table 5.3.1 – Number of time-series, mean feed intake (kg/d), and standard deviation in each farm, for 20-day lactations

Farm	N of time series	Mean	Standard Deviation
1	7 872	5.14	0.865
2	3 467	6.98	1.422
3	9 111	6.50	1.119
4	651	6.22	1.132
5	10 692	6.08	1.260
6	7 297	5.99	1.279
All	39 090	6.05	1.294

Data selection and data splitting Most lactations last between 17 and 23 days as a result of biological variability in the duration of the gestational period and batch management at weaning (Martel, 2008). Shorter lactations may be due to the occurrence of lactation problems, whereas longer lactations may be related to specific practices such as keeping sows longer to nurse fostered piglets. In this study, for the selection of time-series, we used 20-day lactations as a compromise between decreasing the number of available F_j time-series, and increasing the lactation length to cover a wider range of practices (Fig. 5.3.2). This resulted in the selection of 39,090 20-day F_j time-series. This dataset, called D , was then split at random into training and test sets according to an 80:20 ratio, and with respect to this ratio in each farm. The training set of D was used for offline learning of feed intake trajectory curves (TCs), both per farm in the farm specific (FS) approach, and over all farms in the global (G) approach. The test set of D was used for the validation of the online forecasting simulation.

Data description The number of time-series available per farm, mean feed intake, and the standard deviation for each of the 6 farms in dataset D are presented in table 5.3.1. Mean feed intake differed among farms. It was greatest in farm 2 and lowest in farm 1 and averaged 6.05 kg (± 1.29). Over the period of 20 days, feed intake showed a gradual increase (Fig. 5.3.3). During the five first days of lactation, mean feed intake increased rapidly from 2 kg to 5 kg, and subsequently continued to increase more slowly, in line with the sows' appetite, reaching a plateau in the third week of lactation. The variability in feed intake was large and increased over lactation as the result of the wide biological variability in appetite between individual sows and between successive days (Eissen *et al.*, 2000). For the same reason there was also an increasing number of outliers calculated as being higher or lower than the interquartile range multiplied by 1.5.

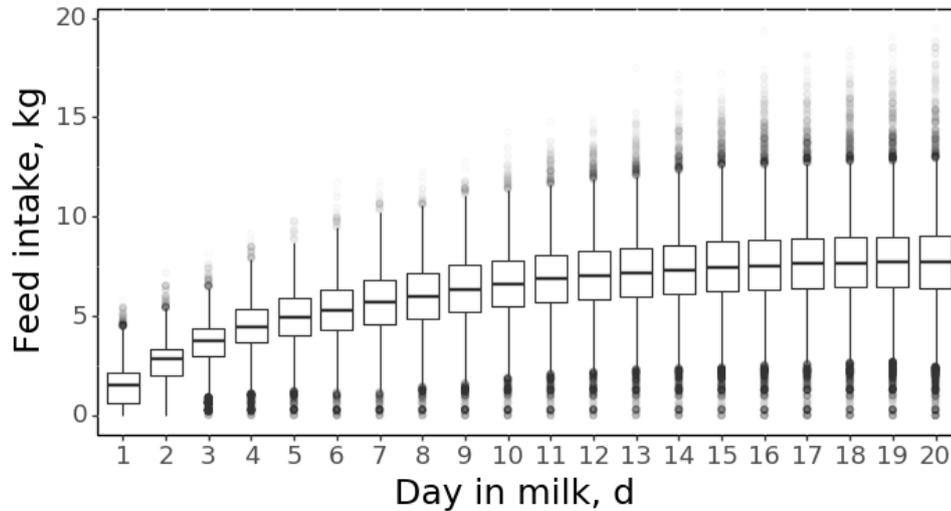


Figure 5.3.3 – Feed intake box plots per day, across all farms, for 20-day lactations

5.3.3 Unsupervised learning and prototype extraction

As one of the more efficient time-series clustering algorithms, the k -Shape clustering algorithm was used to identify different sets C of feeding trajectory curves (TCs) in the training set of D (see 5.2.2) (Paparrizos & Gravano, 2016).

F_j time-series have a lot of variability (Fig. 5.3.3), and may present scaling, translation, and shift invariances. k -Shape handles scaling and translation invariances by z -normalizing time-series, so the mean and standard deviation values of each time-series in the training set were first set to 0 and 1, respectively. This step was necessary in order to identify similarity in the feeding behavior of sows despite possible differences in their feed intake level. k -Shape handles shift invariance thanks to Shape-Based Distance (SBD). This clustering algorithm is thus able to identify the similarity of different time-series with a common progression of f_j occurring at different time indices. Prototype extraction relies on the Shape Extraction algorithm (Paparrizos & Gravano, 2016). k -Shape was also chosen because of its ability to deal with numerous time-series of equal length, and its domain-independent nature (Paparrizos & Gravano, 2016).

k -Shape algorithm takes only one input parameter, which is k , the desired number of clusters. In this study, k represents the number of clusters in which time-series shared a common feed intake TC. Since this value cannot be known *a priori*, we made k vary between 2 to 8, and analyzed the homogeneity of the resulting clusters with the Silhouette (Rousseeuw, 1987a) and Calinski-Harabasz (Calinski & Harabasz, 1974) scores. The Silhouette score is an internal Cluster Validity Index (internal CVI) that evaluates the homogeneity of time-series within the cluster and the heterogeneity between clusters. The Silhouette score varies between -1 and +1, where the value +1 indicates that clusters are well separated by the clustering algorithm and

Table 5.3.2 – Summary of the one-day-ahead forecasting methods, with different offline parameters (absence or presence of an offline learning strategy, clustering parameters k , and the use of Farm-specific (FS) or global (G) trajectory curves), and different online parameters (forecasting functions: 1f, 2f, Persistence).

Method name	Learning method	k	FS	G	Forecasting function
G.1f.k	k -Shape clustering	[2,8]	✗	✓	Eq. 1
FS.1f.k	k -Shape clustering	[2,8]	✓	✗	Eq. 1
G.2f.k	k -Shape clustering	[2,8]	✗	✓	Eq. 2
FS.2f.k	k -Shape clustering	[2,8]	✓	✗	Eq. 2
Persistence	No learning		✗	✗	Eq. 3

that time-series within a cluster are very similar, and the value -1 indicates the opposite situation. The Calinski-Harabasz score is a second CVI, which is defined as the ratio between the within-cluster dispersion and the between-cluster dispersion. Higher score indicates that clusters are well separated.

Offline processes were carried out both per farm and globally over the training set. The first approach computed global (G) prototypes given the whole training set of D , while the second approach worked by farm and computed farm-specific (FS) prototypes. In total, the FS approach produced 7 sets of clusters C_k per farm, $k \in [2, 8]$, and the G approach produced 7 sets of C_k , $k \in [2, 8]$. All sets of clusters were tested with Silhouette and Calinski-Harabasz scores. Each prototype was turned into a trajectory curve TC expressed in kilograms per day by applying back the original mean and standard deviation values gathered during z-normalization.

5.3.4 One-day-ahead forecasting of feed intake

In this section, we present the general principles of the online forecasting procedure, the TC assignment task, the 3 forecasting functions used, and the evaluation of predicted feed intakes (Tab. 5.3.2).

General principles The one-day-ahead forecast of feed intake is denoted $\hat{f}_{d+1,j}$, on lactating day $d + 1$, for a specific sow j belonging to the test set of D . Online forecasting starts at day 2 and is computed each day for each sow, from both an assigned TC and the previous f_d of the sow recorded since farrowing (Fig. 5.3.1). Two forecasting functions were based on the previous f_d of the sow and benefited from offline learning of feed intake TCs. A third baseline forecasting function was performed exclusively online. All TCs derived from G and FS prototypes $\forall k \in [2, 8]$ were tested in the subsequent online forecasting procedure of F_j time-series. All forecasting methods are summarized in Table 5.3.2.

Trajectory curve assignment The time-series F_j was assigned to the $TC \in C_k$, $k \in [2, 8]$, which shared the most similar progression of F_j since farrowing. This similarity is evaluated with SBD in z-normalized conditions. All throughout the lactation period, the F_j could be assigned to different TCs.

Forecasting functions Two forecasting functions were tested after TC assignment. The first (1f) computes a single one-day-ahead forecast $\hat{f}_{d+1,j}$, which corresponds to the last observed $f_{d,j}$ value of F_j increased by the variation of the assigned prototype TC_j such that:

$$\hat{f}_{d+1,j} = f_{d,j} + (TC_{d+1,j} - TC_{d,j}) \quad (\text{Eq. 1})$$

The second (2f) computes two forecasts, a one-day-ahead forecast from d , and a two-days-ahead forecast from $d-1$ and returns the average value at $d+1$. This function is used to mitigate the possible variability of $f_{d,j}$ from one day to another:

$$\hat{f}_{d+1,j} = \frac{(f_{d,j} + (TC_{d+1,j} - TC_{d,j})) + (f_{d-1,j} + (TC_{d+1,j} - TC_{d-1,j}))}{2} \quad (\text{Eq. 2})$$

A third baseline forecasting function was performed exclusively online, to evaluate and compare the benefits of TCs in feed intake forecasting. This method, called "Persistence" (Tab. 5.3.2), is a naive forecasting baseline where the forecast at $d+1$ corresponds to the last observed $f_{d,j}$ value. Therefore, this forecasting function does not benefit from any herd historical data:

$$\hat{f}_{d+1,j} = f_{d,j} \quad (\text{Eq. 3})$$

Error measures and quality evaluation To evaluate the precision of the forecasting methods and to identify the method with the best predictive quality, errors between the forecast $\hat{f}_{d+1,j}$ and the ground truth $f_{d+1,j}$ were analyzed. Mean Error per lactating sow j (ME_j) was computed such that:

$$ME_j = \frac{1}{20} \sum_{d=1}^{20} \hat{f}_{d,j} - f_{d,j} \quad (\text{Eq. 4})$$

A positive or a negative ME_j indicates that the predictive method tends to overestimate or underestimate F_j over the lactation period of sow j .

Root Mean Square Errors were computed to both evaluate the effects of daily variability ($RMSE_d$) and sow variability ($RMSE_j$) on the quality of the prediction. $RMSE_d$ evaluates the progression of the predictive quality of each method according to lactation stage. $RMSE_d$,

$d \in [1, 20]$ were computed each day over the 7,818 time-series in the test set of D such that:

$$RMSE_d = \sqrt{\frac{1}{7818} \sum_{j=1}^{7818} (\hat{f}_{d,j} - f_{d,j})^2} \quad (\text{Eq. 5})$$

A $RMSE_d$ value close to 0 indicates very good forecasts on day d . $RMSE_j$ evaluates the precision of predictive methods according to individual sows. $RMSE_j$, $j \in [1, 7818]$, were computed such that:

$$RMSE_j = \sqrt{\frac{1}{20} \sum_{d=1}^{20} (\hat{f}_{d+1,j} - f_{d+1,j})^2} \quad (\text{Eq. 6})$$

A $RMSE_j$ value close to 0 indicates very good forecasts over the whole lactation period of sow j . $RMSE_j$ makes it possible to evaluate which method has good predictive quality for a specific herd.

5.4 Results

5.4.1 Offline cluster identification, prototype, and trajectory curve extraction

In the FS approach, offline learning identified 7 sets of clusters per farm, and extracted for each cluster the corresponding prototype and trajectory curve for each cluster. In the G approach, offline learning identified 7 sets of clusters over all 6 farms, and extracted for each cluster the corresponding prototype and trajectory curve. Computed Silhouette and Calinski-Harabasz scores for all sets of clusters are presented in table 5.4.1. The Silhouette score was always maximum for $k = 2$ in each of the 6 farms (FS approach) and also across all the time-series in the training set of D (G approach). For $k = 2$, the Silhouette scores varied from 0.16 up to 0.22. For $k \in [3, 5]$, the Silhouette scores decreases consistently, and for $k \in [6, 8]$, the Silhouette scores were lower than 0.10. In the FS approach, the Calinski-Harabasz scores were maximal for $k = 2$ in farms 1, 2, 4, 5, and 6. For farm 3, this score was maximum for $k = 3$. In the G approach, this score was maximal for $k = 2$. Based on these observations, $k = 2$ was chosen as the best parameter to split the training set of D , both in the FS and G approaches, into a consistent set of two clusters.

The figure 5.4.1 represents each cluster, obtained for $k = 2$, with its z -normalized prototype. Within each cluster, the corresponding prototype is a smooth and artificial time-series that averages all the time-series.

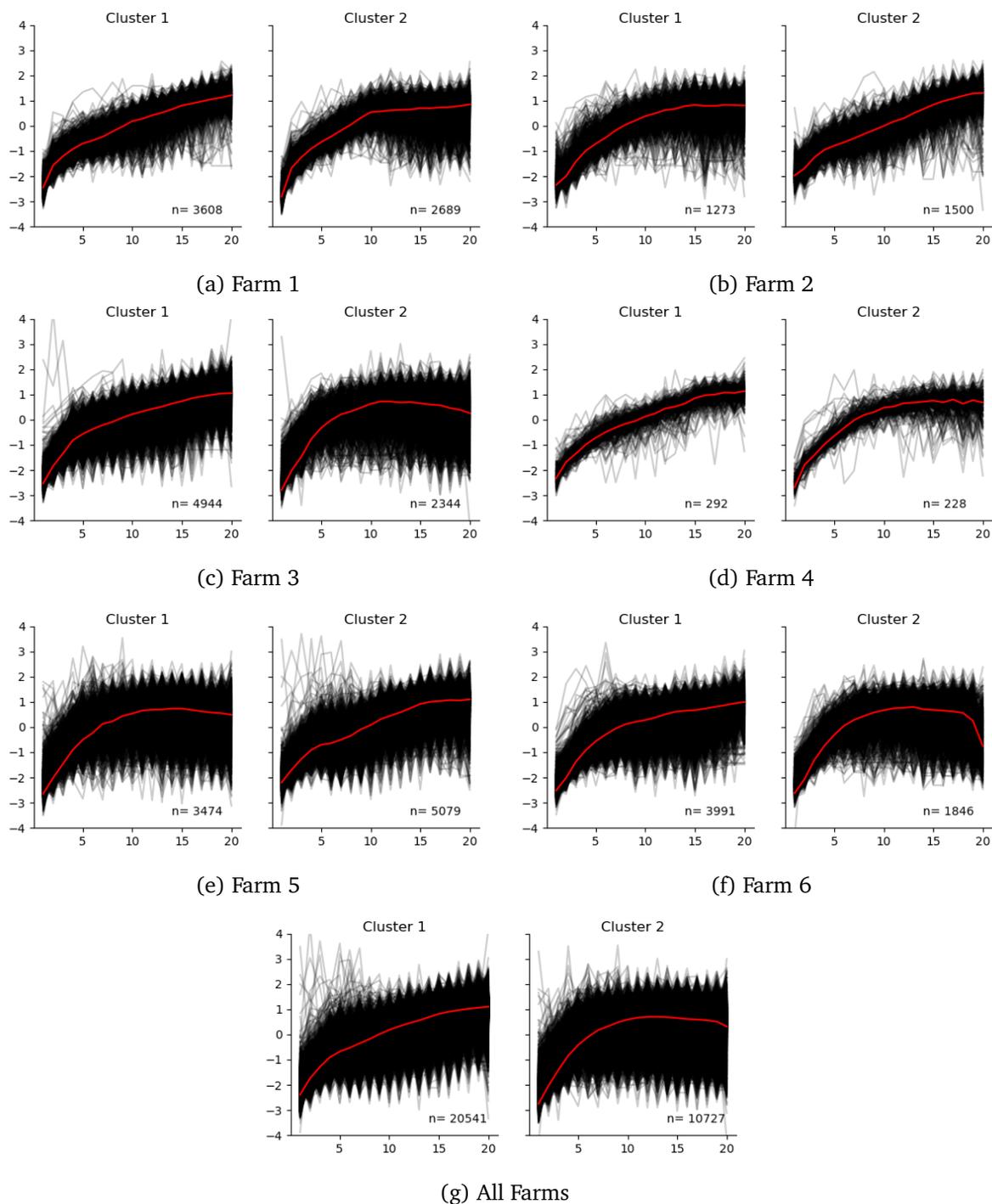


Figure 5.4.1 – Comparison of clusters and z -normalized prototypes for each of the 6 farms and all farms together, identified for $k = 2$.

Table 5.4.1 – Evaluation of the quality of clustering for a number of clusters varying between 2 and 8. Best values for Silhouette (maximum) and Calinski-Harabasz (maximum) scores in boldface.

CVI	Farm	k						
		2	3	4	5	6	7	8
Silhouette	1	0.18	0.10	0.10	0.13	0.04	0.03	0.02
	2	0.16	0.11	0.07	0.05	0.03	0.03	0.01
	3	0.22	0.10	0.06	0.07	0.04	0.04	0.02
	4	0.17	0.09	0.09	0.04	0.06	0.01	-0.00
	5	0.19	0.10	0.05	0.04	0.04	0.05	0.04
	6	0.22	0.19	0.12	0.08	0.08	0.08	0.08
	All	0.22	0.10	0.10	0.06	0.06	0.04	0.01
Calinski-Harabasz	1	403	258	347	308	279	247	221
	2	102	95	85	88	73	61	58
	3	358	600	492	468	397	351	349
	4	21	16	17	12	11	11	12
	5	412	349	303	284	239	250	219
	6	488	445	361	316	297	260	269
	All	1539	1305	1213	1053	943	875	804

5.4.2 Evaluation of online forecasting methods

Table 5.4.2 presents the ME and RMSE errors per day for methods FS.1f.k, FS.2f.k, G.1f.k, G.2f.k, $k \in [2, 8]$, and Persistence.

For all methods supported by offline learning of TCs, the smallest ME_j values were achieved for $k = 2$ (Tab. 5.4.2). In the FS.1f.k method, ME_j was equal to -0.08 kg/d for $k = 2$ and decreased down to -0.15 kg/d for $k = 7$. In the FS.2f.k method, ME_j was equal to -0.08 kg/d for $k = 2$ and decreased down to -0.14 kg/d for $k = 8$. In the G.1f.k method, ME_j was equal to -0.04 kg/d for $k = 2$ and decreased down to 0.09 kg/d for $k = 8$. In the G.2f.k method, ME_j was equal to -0.04 kg/d for $k = 2$ and decreased down to -0.12 kg/d for $k = 7$. In the Persistence method, ME_j was equal to -0.31 kg/d. The distribution of ME_j values among sows is presented in figure 5.4.2 for the four cluster-based methods, with $k = 2$, and for the Persistence method. The smallest ME_j was obtained for G.1f.2 method (Fig. 5.4.2). With this method, 75% of the sows had an ME value between -0.10 and $+0.05$ kg/d.

For all methods supported by offline learning of TCs, the smallest $RMSE_j$ were obtained for $k = 2$ (Tab. 5.4.2). In the FS.1f.k method, the $RMSE_j$ was smallest for $k = 2$ (1.11 kg/d) and increased up to 1.21 kg/d for $k = 7$. In the FS.2f.k method, the $RMSE_j$ was smallest for $k = 2$ (1.06 kg/d) and increased up to 1.21 kg/d for $k = 7$. In the G.1f.k method, the smallest $RMSE_j$ was obtained for $k = 2$ with 1.13 kg/d and was maximal for $k = 8$ with 1.19 kg/d. In

Table 5.4.2 – Evaluation of mean error (ME_j) and root mean square error ($RMSE_j$) per sow according to the combinations of learning methods (FS: Farm Specific; G: Global), forecasting functions (1f,2f, Persistence), and the number of clusters k , $k \in [2, 8]$

	k	-	2	3	4	5	6	7	8
ME_j (kg/d)	FS.1f	-	-0.08	-0.10	-0.10	-0.12	-0.11	-0.15	-0.12
	FS.2f	-	-0.08	-0.11	-0.09	-0.13	-0.12	-0.14	-0.14
	G.1f	-	-0.04	-0.05	-0.08	-0.08	-0.08	-0.08	-0.09
	G.2f	-	-0.04	-0.06	-0.09	-0.05	-0.09	-0.12	-0.08
	Persistence	-0.31	-	-	-	-	-	-	-
$RMSE_j$ (kg/d)	FS.1f	-	1.11	1.12	1.13	1.15	1.15	1.21	1.20
	FS.2f	-	1.06	1.09	1.11	1.12	1.13	1.21	1.20
	G.1f	-	1.13	1.14	1.16	1.18	1.18	1.18	1.19
	G.2f	-	1.07	1.09	1.12	1.16	1.13	1.13	1.15
	Persistence	1.21	-	-	-	-	-	-	-

G.2f.k, the $RMSE_j$ was smallest for $k = 2$ with 1.07 kg/d and increased up to 1.16 kg/d for $k = 5$. In comparison, the $RMSE_j$ obtained with the Persistence method was 1.21 kg/d. The distribution of $RMSE_j$ values among sows is presented in figure 5.4.3 for the four cluster-based methods, with $k = 2$, and for the Persistence method. The smallest $RMSE_j$ was obtained with FS.2f method associated with $k = 2$ (Fig. 5.4.3). With this method, 75% of the sows had a mean $RMSE_j$ value between 0.75 and 1.3 kg/d.

Figure 5.4.4 presents the $RMSE_d$ errors expressed as a percentage of the mean values for the four cluster-based methods, with $k = 2$, and the Persistence method. For all methods, $RMSE_d$ decreased over the first 5 days of lactation and then plateaued at a low level. On day one, $RMSE_{d=1}$ was smallest for FS.1f.2 and FS.2f.2 and represented 45.6% of the average true f_d . For G.1f.2, G.2f.2 and Persistence, the $RMSE_{d=1}$ was higher and reached 69.3% of the average true f_1 . From day 1 to 3, $RMSE_d$ quickly decreased and reached about 20% for all of cluster-based methods, while it remained greater at 32.5% with the Persistence method. From day 5 to 20, the $RMSE_d$ remained almost constant. The mean $RMSE_d$, $d \in [5, 20]$, for Persistence, FS.1f.2, G.1f.2, FS.2f.2, and G.2f.2 methods were 18.8%, 18.5%, 18.6%, 17.2%, and 17.2%, respectively.

The effect of lactation stage on ME_d is presented in figure 5.4.5. For FS.1f.2, FS.2f.2, G.1f.2, and G.2f.2, ME_d was generally negative in the first days of the lactation period (day 1 to day 3), then slightly positive for a few days, and negative again until the end of the lactation. In comparison, the ME_d errors obtained with the Persistence method were almost always negative with huge errors on the first days of the lactation period. ME_d ranged between -0.30 and 0.20 kg/d for the FS.1f.2, FS.2f.2, G.1f.2, and G.2f.2 methods. It ranged between -1.20 kg/d and 0.10 kg/d for the Persistence method.

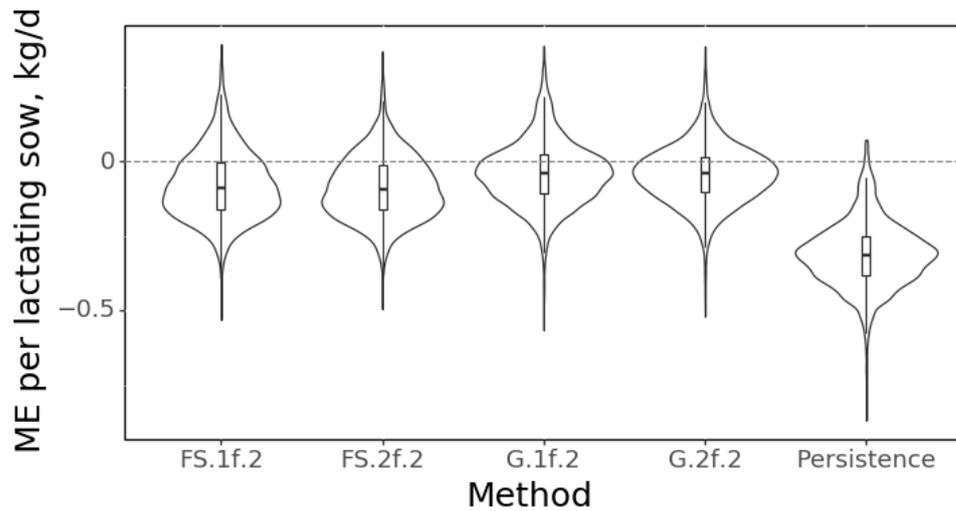


Figure 5.4.2 – Mean Error per lactating sow according to the combination of learning methods (FS: Farm Specific; G: Global) and forecasting functions (1f,2f) with two clusters ($k = 2$), and without learning with the Persistence forecasting function

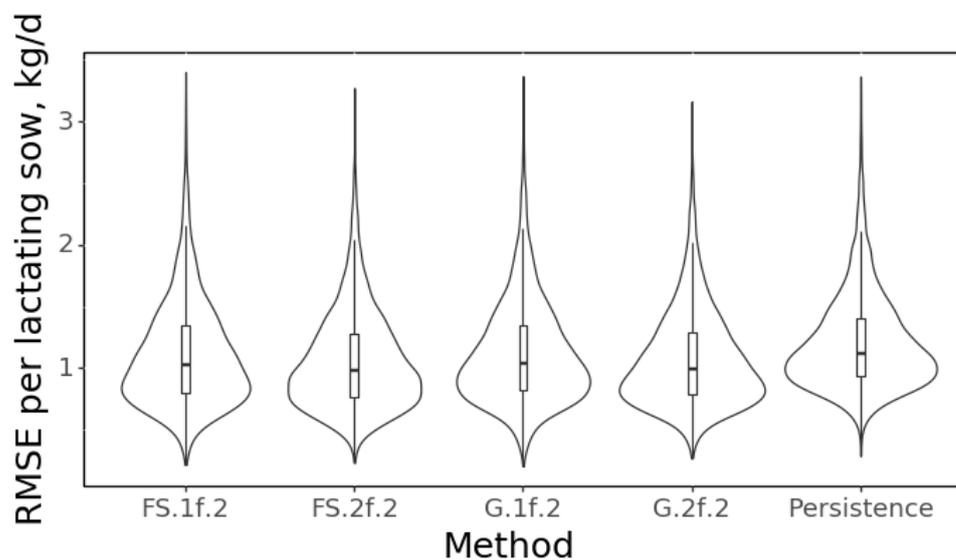


Figure 5.4.3 – Root Mean Square Error per lactating sow according to the combination of learning methods (FS: Farm Specific; G: Global) and forecasting functions (1f,2f) with two clusters ($k = 2$), and without learning with the Persistence forecasting function

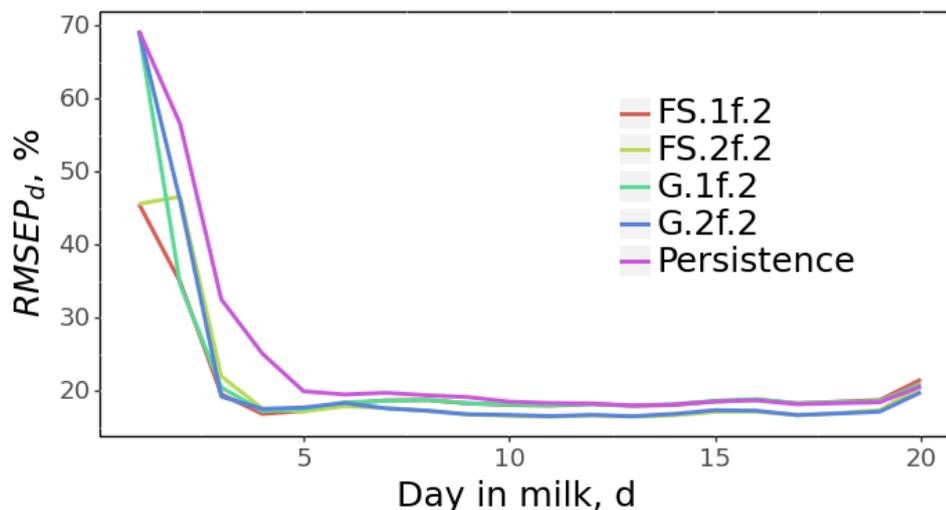


Figure 5.4.4 – Effect of lactation stage on RMSEP per day ($RMSEP_d$ expressed as a % of the measured value of daily feed intake) according to the combination of learning methods (FS: Farm Specific; G: Global) and forecasting functions (1f,2f) with two clusters ($k = 2$), and without learning with the Persistence forecasting function

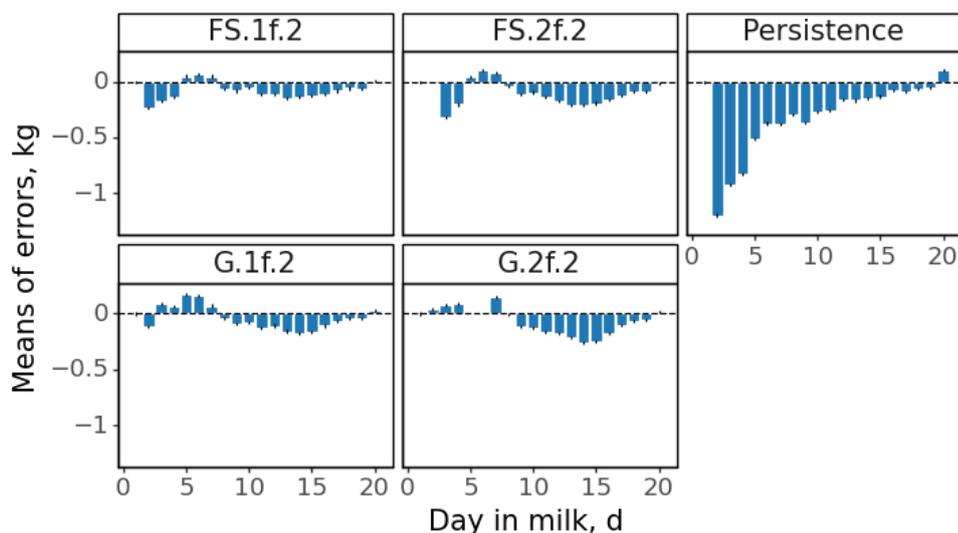


Figure 5.4.5 – Effect of lactation stage on Mean Error according to the combination of learning methods (FS: Farm Specific; G: Global) and forecasting functions (1f,2f) with two clusters ($k = 2$), and without learning with the Persistence forecasting function

5.5 Discussion

5.5.1 Offline learning

Clustering was used to split the training set into a consistent set of k clusters. The value of $k = 2$ was found to maximize the Silhouette score in each of the 6 farms and also at the global scale. The Silhouette score is strictly positive (0.20 on average), indicating that time-series tend to be closer to their own cluster than other clusters, but this score is closer to 0 than 1, which indicates that clusters may overlap at some periods (Rousseeuw, 1987b). Indeed, in the different clusters, the progression of feed intake from farrowing to day 5 is quite similar, indicating that most sows increase their feed intake in the same way. This might be related to the progressive increase in their nutrient requirements due to increasing milk production (NRC, 2012; Gauthier *et al.*, 2019) and the progressive adaptation of their digestive tracts (Theil, 2015). This can also be related to the feeding practices, since maximum feed allowance is generally limited over the first 4 to 7 days of lactation in order to avoid digestive disturbances, which are frequent during this period (Göransson, 1989). Using $k > 2$ did not result in more consistent sets of clusters, as the Silhouette score decreases almost linearly. The Calinski-Harabasz score also confirms that the optimal number of clusters was two. Clustering with k -Shape leads to very good handling of shift invariances, as shown by figure 5.4.1 under normalized conditions.

Though residual variability in z -normalized time-series is high, k -Shape clustering suggests that time-series could be classified into a limited number of prototypes, independently of feed intake level and variability of individual sows. One prototype found in each of the 6 farms and in the global approach describes a rapid increase during the first 7 days, followed by a slower and almost linear increase. It represented 54% to 68% of the time-series in the training set, depending on the farm. The second prototype describes a curvilinear increase of feed intake during the first 7 days, followed by a plateau, starting from around day 10. This second prototype represented between 32% and 46% of the time-series in the training set, depending on the farm.

Figure 5.5.1 represents, for each individual farm and all farms together, the trajectory curves obtained using their two specific prototypes ($k = 2$), after applying back the original conditions of means and standard deviations of the farms to the extracted prototypes. Smooth and farm specific feed intake trajectory curves were thus obtained within each farm, and for all farms together. There are very few studies available in the literature on sow feed intake patterns during lactation in commercial swine herds, mainly because feed intake is very rarely recorded, except with the use of smart feeders in recent years (Piñeiro *et al.*, 2019). To the best of our knowledge, only Koketsu *et al.*'s (1996) study was performed on a large number of sows, using about 25,000 lactations from 30 commercial farms. Daily sow feed intake was manually recorded by the farmers. Average lactation length (19 days) was similar to the present study and average feed intake (5.2 kg/d) was 15% lower than in the present study. They identified 6 patterns of

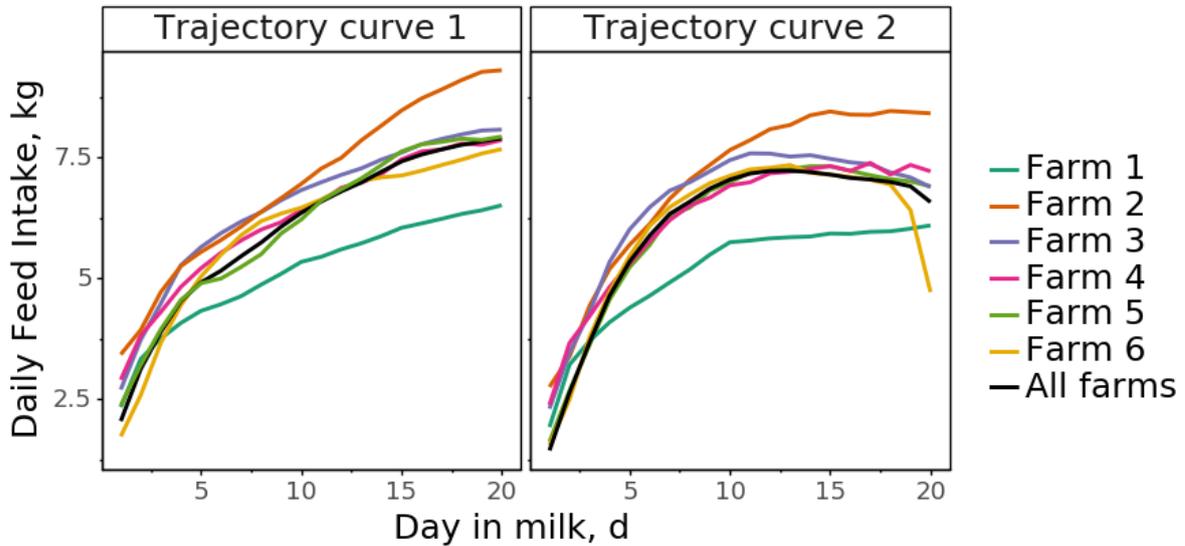


Figure 5.5.1 – Comparison of trajectory curves for each of the 6 farms and all farms together, for $k = 2$.

daily feed intake according to the amount of feed consumed, how quickly feed intake increased, and whether a transient drop in feed intake occurred during lactation. Three of these patterns presented similar trends to the two identified in the present study, with either a rapid or a gradual increase in feed intake over time. However, two of the patterns identified in Koketsu *et al.*'s (1996) study, those with a rapid increase and a major or a minor transient drop in feed intake, were not identified in the present dataset, even when considering more than two clusters (results not presented). Dourmad *et al.* (1991), who observed a drop in feed intake at about five days of lactation in lean sows with high appetite fed *ad libitum* from the day of farrowing, suggested that this was related to the occurrence of gastrointestinal disorders resulting from uncontrolled excessive feed intake at the beginning of lactation. It can be argued that in the present study the use of smart feeders, which make it possible to limit the risk of overconsumption, could have decreased the frequency of such a feeding pattern. According to Koketsu *et al.* (1994), the “rapid” or “gradual” feeding patterns, which correspond to the two identified in the present study should be encouraged in order to optimize reproduction and lactation performance, and reduce the risk of reproductive failure after weaning. It is thus possible that with another database from farms with different feeding practices (*e.g.* with *ad libitum* feeding since farrowing) other feeding patterns could be identified. This highlights the importance of regularly carrying out the offline machine learning procedure with data obtained directly from the farm or from other farms with practices similar to those used in the farm applying the forecasting procedure.

5.5.2 Online forecasting

Online forecasting started with the assignment of a trajectory curve (TC) for each sow and each day based on the Shape-Based Distance between TC and $f_{d,j}$ values. On average, for $k = 2$, the assignment of a given sow to a prototype changed 2.2 times during her lactation. Those changes mainly occurred at the very beginning or at the very end of the lactation period. This might be due to difficulty of comparing smooth extracted TCs with raw individual sow time-series, when the shape changes.

For each of the cluster-based forecasting methods, predictive quality was the best for low values of k . Increasing the number of prototypes decreased predictive quality, probably by assigning a less consistent TC on a given day, thus increasing the number of prototypes changes over lactation. This result may seem counterintuitive since it might be expected that increasing the number of prototypes would improve the prediction.

The approach with the Persistence function and no offline learning was used as a baseline method for comparison with methods supported by offline learning. Figure 5.4.5 clearly shows that this function does not efficiently predict daily feed intake, especially over the first 11 days of lactation. Over this period, the 1f and 2f forecasting functions performed much better than the Persistence function with smaller ME values almost centered on 0 kg and smaller RMSE. After 11 days of lactation, when feed intake is more constant, the ME values were quite comparable for the different forecasting functions. However, because ME errors, which may be positive or negative, may cancel out each other between days, this single criterion is not sufficient to evaluate the accuracy of predictions. *RMSE* thus provides another understanding of the predictive quality. According to both *ME* and *RMSE* criteria, the farm specific method with two prototypes and a forecasting function based on the previous two days' feed intakes (FS.2f.2) appears to be the most suitable ($ME_j = -0.08$ kg/d, $RMSE_j = 1.06$ kg/d), although the same method based on all farm data together (G.2f.2) is very close ($ME_j = -0.04$ kg/d, $RMSE_j = 1.07$ kg/d)

The smaller RMSEP obtained for the 2f functions compared to the 1f functions $\hat{f}_{d+1,j}$ is probably due to an improved forecast of the change in feed intake by taking the means between two forecasts. This could explain why the difference in $RMSE_j$ between the 1f and 2f forecasting methods, expressed as a percentage of the mean value, are greater in the beginning of lactation.

5.5.3 Use of the full approach in practice

As stated in section 5.3.1, $\hat{f}_{d+1,j}$ forecasts may be used by any applications that rely on individual prediction of daily feed intake during lactation at the individual level. In the precision feeding approach, prediction of feed intake is required to determinate the optimal nutrient content of the diet that will be prepared by the smart feeder and fed to each individual sow (Gauthier *et al.*, 2019).

Due to k -Shape efficiency, offline learning is quite fast even though time-series clustering is generally computationally expensive. Because time-series for lactating sow feed intake are short, the time required for offline learning mainly depends on the number of time-series involved in the procedure, and may require minutes to hours with a standard computer like the ones that are available in commercial pig farms.

Conversely, the online forecasting methods were very fast and required less than one second to run, for one sow over one day, and require only a few computing resources only. The online prediction could thus be easily embedded in smart feeder control systems.

To start the forecasting system on a new farm, where feed intake data are not yet available, global prototypes obtained from the present study might be used. When sufficient feed intake data becomes available on the farm (*i.e.* about 1,000 time-series, as in farm 4), the offline learning procedure could be run in order to produce farm-specific prototypes. This offline learning requires very few parameters and, according to the present results, exploring $k < 4$ seems to offer reasonable guidance. However, careful preprocessing of the data is required, and the approach needs to be combined with automatic anomaly detection in input data and correction, when necessary. This would secure both the offline learning and the online forecasting of feed intake.

5.6 Conclusion

Forecasting of animal feed intake time-series is a challenging task, with many applications in practice for precision feeding using smart feeders. This approach is the first contribution that applies big data methods to lactating sow feed intake time-series, based on both historical and live data. Clustering with k -Shape makes it possible to extract consistent prototypes and trajectory curves that are scale-, shift-, and translate-invariant. The results indicate that there are not very many feeding behaviors of lactating sows, despite the fact that feed intake is highly variable during the lactation period. Due to shape-based clustering, our approach is easily interpretable by farmers and helps in identifying the underlying feed intake trajectory curve of new time-series. Finally, this decision support system might be easily embedded in farms with few requirements in computing resources, and is able to learn by itself from farm specific data in a machine learning way.

Declaration of Competing Interest

The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.

Study involving animals

The data used in this paper were obtained from commercial farms using commercial feeding devices.

Acknowledgments

The authors gratefully acknowledge JYGA Technologies (Quebec, Canada) and the farmers who provided the data used in this study, and Thomas Dahmen for his help at early stage of this study. This study formed part of a Ph.D. thesis in the #DigitAg project (ANR-16-CONV-0004), supported by the French National Research Agency in the “Investments for the Future” program; and the European Union’s Horizon 2020 Research and Innovation program (grant agreement no. 633531).

References

- Aghabozorgi, S., Seyed Shirshorshidi, A., & Ying Wah, T. 2015. Time-series clustering – A decade review. *Information Systems*, 53, 16–38. <https://doi.org/10.1016/j.is.2015.04.007> (cit. on pp. 118, 120, 122, 123)
- Bagnall, A., Lines, J., Bostrom, A., Large, J., & Keogh, E. 2017. The great time series classification bake off: a review and experimental evaluation of recent algorithmic advances. *Data Mining and Knowledge Discovery*. <https://doi.org/10.1007/s10618-016-0483-9> (cit. on p. 122)
- Bandara, K., Bergmeir, C., & Smyl, S. 2020. Forecasting across time series databases using recurrent neural networks on groups of similar series: A clustering approach. *Expert Systems with Applications*, 140, 112896. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112896> (cit. on p. 120)
- Black, J. L. 2009. Models to predict feed intake. In D. Torrallardona & E. Roura (Eds.), *Voluntary feed intake in pigs*. Wageningen Academic Publishers. (Cit. on p. 118).
- Calinski, T., & Harabasz, J. 1974. A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 3(1), 1–27. <https://doi.org/10.1080/03610927408827101> (cit. on p. 127)
- Cloutier, L., Pomar, C., Létourneau Montminy, M. P., Bernier, J. F., & Pomar, J. 2015. Evaluation of a method estimating real-time individual lysine requirements in two lines of growing-finishing pigs. *Animal*, 9(4), 561–568. <https://doi.org/10.1017/S1751731114003073> (cit. on p. 118)

- Ding, H., Trajcevski, G., Scheuermann, P., Wang, X., & Keogh, E. 2008. Querying and mining of time series data. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 1(2), 1542–1552. <https://doi.org/10.14778/1454159.1454226> (cit. on p. 122)
- Dourmad, J. Y., Etienne, M., & Noblet, J. 1991. Contribution à l'étude des besoins en acides aminés de la truie en lactation. *Journées de la Recherche Porcine* (cit. on p. 137).
- Eissen, J. J., Kanis, E., & Kemp, B. 2000. Sow factors affecting voluntary feed intake during lactation. *Livestock Production Science*, 64(2-3), 147–165. [https://doi.org/10.1016/S0301-6226\(99\)00153-0](https://doi.org/10.1016/S0301-6226(99)00153-0) (cit. on p. 126)
- Gaillard, C., Brossard, L., & Dourmad, J.-Y. 2020. Improvement of feed and nutrient efficiency in pig production through precision feeding. *Animal Feed Science and Technology*, 268, 114611. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2020.114611> (cit. on p. 118)
- Gauthier, R., Largouët, C., Gaillard, C., Cloutier, L., Guay, F., & Dourmad, J.-Y. 2019. Dynamic modeling of nutrient use and individual requirements of lactating sows. *Journal of Animal Science*, 97(7), 2822–2836. <https://doi.org/10.1093/jas/skz167> (cit. on pp. 118, 123, 136, 138)
- Göransson, L. 1989. The Effect of Feed Allowance in Late Pregnancy on the Occurrence of Agalactia Post Partum in the Sow. *Journal of Veterinary Medicine Series A*, 36(1-10), 505–513. <https://doi.org/10.1111/j.1439-0442.1989.tb00760.x> (cit. on p. 136)
- Koketsu, Y., Dial, G. D., & Marsh, W. E. 1994. Association of feed intake patterns in different stages of lactation and reproductive performance. *13. International Pig Veterinary Society Congress, Bangkok (Thailand), 26-30 Jun 1994* (cit. on p. 137).
- Koketsu, Y., Dial, G. D., Pettigrew, J. E., Marsh, W. E., & King, V. L. 1996. Characterization of feed intake patterns during lactation in commercial swine herds. *Journal of animal science*, 74(6), 1202–1210 (cit. on pp. 136, 137).
- Martel, G. 2008. *Pratiques d'élevage, productivité des troupeaux de truies et rythmes de travail des éleveurs en production porcine : une approche par modélisation* (Doctoral dissertation). (Cit. on p. 126).
- Noblet, J., Dourmad, J.-Y., & Etienne, M. 1990. Energy utilization in pregnant and lactating sows: modeling of energy requirements. *Journal of animal science*, 68(2), 562–572. <https://doi.org/10.2527/1990.682562x> (cit. on p. 118)
- NRC. 2012. *Nutrient Requirements of Swine* (11th rev.). Natl. Acad. Press. (Cit. on p. 136).
- Paparrizos, J., & Gravano, L. 2016. k-Shape. *ACM SIGMOD Record*, 45(1), 69–76. <https://doi.org/10.1145/2949741.2949758> (cit. on pp. 120, 122, 127)
- Piñeiro, C., Morales, J., Rodríguez, M., Aparicio, M., Manzanilla, E. G., & Koketsu, Y. 2019. Big (pig) data and the internet of the swine things: a new paradigm in the industry. *Animal Frontiers*, 9(2), 6–15. <https://doi.org/10.1093/af/vfz002> (cit. on p. 136)

- Pomar, C., van Milgen, J., & Remus, A. 2019. Precision livestock feeding, principle and practice. *Poultry and Pig Nutrition. Challenges of the 21st Century*, 397–418 (cit. on p. 118).
- Rousseeuw, P. J. 1987a. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20(100), 53–65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7) (cit. on p. 127)
- Rousseeuw, P. J. 1987b. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53–65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7) (cit. on p. 136)
- Sakoe, H., & Chiba, S. 1978. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 26(1), 43–49. <https://doi.org/10.1109/TASSP.1978.1163055> (cit. on p. 122)
- Theil, P. 2015. 7. Transition feeding of sows. In C. Farmer (Ed.), *The gestating and lactating sow* (pp. 147–172). Wageningen Academic Publishers. https://doi.org/10.3920/978-90-8686-803-2_7. (Cit. on p. 136)
- Vranken, E., & Berckmans, D. 2017. Precision livestock farming for pigs. *Animal Frontiers*, 7(1), 32–37. <https://doi.org/10.2527/af.2017.0106> (cit. on p. 118)
- Warren Liao, T. 2005. Clustering of time series data—a survey. *Pattern Recognition*, 38(11), 1857–1874. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2005.01.025> (cit. on p. 120)

ALIMENTATION DE PRÉCISION DES TRUIES EN LACTATION : MISE EN ŒUVRE ET ÉVALUATION DU SYSTÈME D'AIDE À LA DÉCISION EN CONDITIONS D'ÉLEVAGE

L'ensemble des connaissances acquises dans les chapitres 3 (modèle nutritionnel), 4 (prédiction du poids de portée au sevrage) et 5 (prédiction de l'ingestion d'aliment) ont été utilisées pour construire un Outil d'Aide à la Décision capable de piloter l'alimentation de précision des truies en lactation. La description générale de cet outil est rappelée à la figure 6.0.1 ci-dessous.

L'objectif du présent chapitre est de présenter et d'évaluer le fonctionnement de cet OAD en conditions d'élevage. Pour cela, deux essais ont été conduits, le premier en élevage commercial, en collaboration avec le groupe Cérès Inc. (Québec, Canada), le second en élevage expérimental, dans l'Unité Expérimentale Physiologie et Phénotypage des Porcs d'INRAE (UE3P, INRAE Saint-Gilles, France). Les deux essais sont réalisés selon le même protocole avec toutefois quelques spécificités pour chacun des élevages.

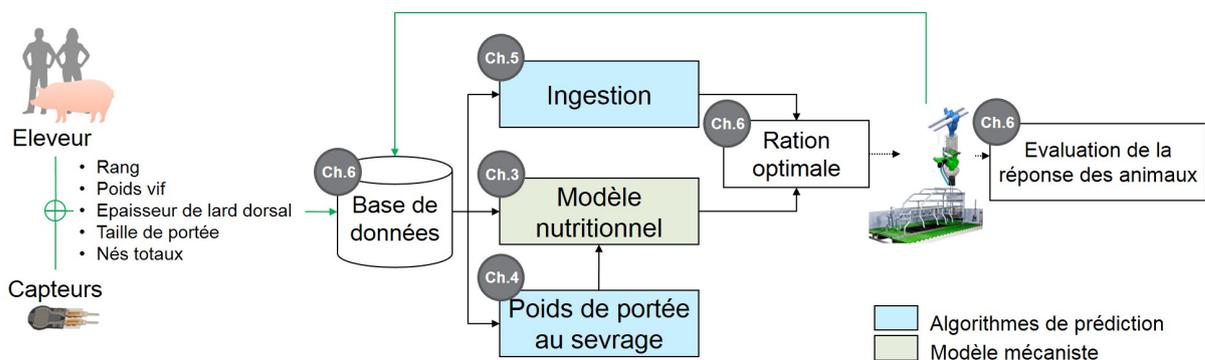


FIGURE 6.0.1 – Description générale du fonctionnement du système d'aide à la décision pour le pilotage de l'alimentation de précision des truies en lactation

6.A Présentation des essais

6.A.1 Description générale du protocole

Deux stratégies d'alimentation sont comparées dans chacun des essais. La stratégie *précision* est celle pilotée par l'OAD selon le fonctionnement décrit à la figure 6.0.1. Elle met en œuvre le mélange de deux aliments présentant des compositions contrastées (« Haut » et « Bas »). La composition de ces aliments diffère entre les deux essais, reflétant ainsi des différences de pratiques entre le Canada et l'Europe à la fois pour les matières premières utilisées et les teneurs en nutriments. Les teneurs en lysine digestible des aliments « Haut » et « Bas » de l'essai canadien (respectivement 6,5 et 13,5 g/kg) sont ainsi plus élevées que celles des aliments de l'essai français (respectivement 4,7 et 10,7 g/kg ; Tableau 6.A.1). La proportion de chacun des aliments est déterminée par l'OAD, chaque jour pour chaque truie, de manière à assurer l'apport journalier de lysine digestible correspondant aux besoins calculés.

La stratégie *témoin* correspond à la stratégie conventionnelle utilisée dans chacun des élevages, à savoir la distribution du même aliment « Standard » de lactation à toutes les truies du troupeau. L'aliment correspondant à celui utilisé en routine dans l'élevage, il diffère entre les deux essais. L'aliment utilisé dans l'essai canadien est ainsi plus riche en nutriments et en particulier en lysine digestible que celui utilisé dans l'essai français (respectivement 10,1 et 8,6 g/kg). Cet aliment est en fait obtenu en mélangeant les aliments « Haut » et « Bas » dans des proportions fixes de manière à atteindre le niveau de lysine digestible couramment utilisé dans l'élevage.

Le mélange des deux aliments et la distribution de la ration sont réalisées à l'aide d'un dispositif automatique d'alimentation permettant des apports proches de la consommation *ad libitum* tout en limitant les refus (Gestal Quattro, JYGA Technologies, Québec). Ce dispositif permet également d'enregistrer la consommation journalière de chaque truie.

Les effectifs de truies sont très différents entre les deux essais, avec respectivement 479 et 62 truies dans les essais canadien et français (Tableau 6.A.1). Ces différences reflètent des différences importantes dans la taille des élevages, avec respectivement 1200 et 130 truies productives dans l'élevage canadien et l'élevage français. Un effectif plus important de truies était initialement prévu dans l'essai conduit à INRAE (120 truies) mais il a été réduit du fait de contraintes liées à la COVID-19.

Le niveau des performances des truies et des portées est similaire dans les essais canadien et français (Tableau 6.A.1) avec respectivement 13,7 et 13,8 porcelets par portée à 24h *post-partum*, 12,0 et 11,8 porcelets au moment du sevrage et, 3,01 et 3,06 kg/j de croissance de portée. Par contre, la consommation des truies est un peu plus élevée dans l'essai français (7,0 g/j) que dans l'essai canadien (6,5 g/j), vraisemblablement en relation avec une durée de lactation plus longue dans l'essai français que dans l'essai canadien.

TABLEAU 6.A.1 – Description générale des deux essais conduits au Canada et en France

	Essai canadien		Essai français	
	Précision	Témoin	Précision	Témoin
Lysine digestible, g/kg				
Précision « Bas »	6.50		4.70	
Précision « Haut »	13.00		10.57	
Témoin « Standard »		10.08		8.57
Nombre de truies	239	240	32	30
Rang de portée moyen	3.59	3.64	3.47	3.63
Ingestion d'aliment, g/j	6.59	6.45	6.92	7.03
Taille de portée				
à 24h post-partum	13.7	13.7	13.8	13.8
au sevrage	12.0	12.0	11.9	11.7
Croissance de portée, kg/j	2.96	3.06	3.12	3.01

L'essai au Canada fait l'objet d'un article en préparation pour le *Journal of Animal Science* présenté dans ce chapitre. Les résultats de l'essai français actuellement disponibles sont ensuite présentés séparément. Ils seront complétés lorsque l'effectif pourra être augmenté.

6.A.2 Mise en œuvre informatique du système d'aide à la décision

La figure 6.A.1 illustre le réseau de communication informatique entre l'OAD, le distributeur d'aliment et son contrôleur. Cette connexion est utilisée 1) pour récupérer les consommations individuelles journalières du distributeur d'aliment, et 2) pour transmettre au distributeur la décision sur la composition optimale de la ration de chaque truie. Les distributeurs d'aliment et le système informatique Gestal fonctionnent au sein d'une machine virtuelle Java. Une connexion est établie entre l'OAD développé en Python 3 et la base de données du système Gestal à travers une passerelle Java. Pour son fonctionnement en conditions expérimentales, l'OAD de chaque essai a été installé sur un serveur propre en dehors de l'exploitation. Les données des OAD étaient sauvegardées deux fois par jour, en milieu de journée et après réalisation des calculs.

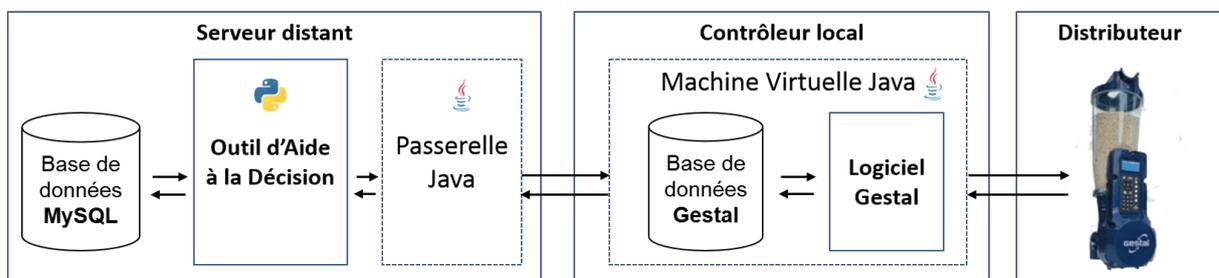


FIGURE 6.A.1 – Interface de communication entre l'OAD et le système Gestal

6.A.3 Interface Homme-Machine

L'OAD a été doté d'une interface Homme-Machine, développée en Python avec le framework Django et s'appuie sur une base de données MySQL. Elle permet aux animaliers d'interagir en temps réel avec l'OAD, depuis le site d'élevage. L'interface permet de saisir i) certains événements relatifs à la mise-bas (rang de portée, poids vif et ELD de la truie, nombre et poids des porcelets à la naissance et après homogénéisation des portées), ii) des événements en cours de lactation (mouvements de porcelets entre portées, mortalité de porcelets), et iii) des événements propres au sevrage (date de sevrage, nombre et poids des porcelets sevrés).

L'interface se compose de 3 types de vues. Le premier type permet d'afficher toutes les truies actuellement intégrées dans l'essai. Les truies sont triées par identifiant ou par emplacement selon les préférences des animaliers. Le deuxième type de vue permet de visualiser et de modifier les informations précédemment enregistrées sur chaque truie en lactation. Une première section permet de visualiser les données relatives à la truie (événements liés à la mise-bas et au sevrage), une seconde, celles relatives à la portée (nombre de porcelets et poids), et une troisième, celles relatives à l'ingestion de la truie (consommation et refus). Le troisième type de vue correspond à un formulaire permettant d'ajouter de nouvelles observations en temps réel, sur la truie, la portée, ou l'ingestion de la truie.

6.B Experimental trial in Canada

Precision feeding of lactating sows: implementation and evaluation of a decision support system in farm conditions

R. Gauthier^{*}, C. Largouët[‡], D. Bussièrès[§], J.P. Martineau[§], J.Y. Dourmad^{*}

^{*}PEGASE, INRAE, Institut Agro, 35590, Saint-Gilles, France

[‡]AGROCAMPUS OUEST / INRIA, Univ Rennes, CNRS, IRISA, F-35000 Rennes

[§]Groupe Cérès inc., 845, route Marie-Victorin, Lévis, Québec G7A 3S8, Canada

6.B.1 Introduction

Feeding of lactating sows is of economic importance as it affects sow productivity, milk production, and piglets performance. In commercial farms, about 15 to 17% of total feeding costs are dedicated to the feeding of sows (Solà-Oriol & Gasa, 2016). Regarding environmental concerns, about 80% of P and 70% of N intake of lactating sows may be excreted in faeces and urine (Jongbloed *et al.*, 1999; Jondreville & Dourmad, 2005), thus having strong implications in the use of non-renewable resources and the possible release of pollutants in the environment. Feeding is also strongly related to animal welfare, with studies demonstrating that body reserves mobilization during lactation should be limited (Quesnel, 2005) through an appropriate feeding during lactation, in order to improve sow reproductive performance and longevity. Other studies have indicated that enriched fiber diets during late gestation were able to stimulate feed intake after farrowing and to improve sow behavior (Guillemet *et al.*, 2006). Nutrient supplies of lactating sows must thus be as close as possible to nutrient requirements to enhance the overall sustainability of swine farming systems, while achieving production objectives and being in line with welfare concerns of the society.

Conventional feeding systems during lactation are based on a close to *ad libitum* delivery of a single diet. The diet composition is optimized to span nutrient requirements of all sows over the whole lactation period, while limiting the costs at the herd scale. Nutrient requirements are generally estimated in a retrospective manner from average performance of the herd (Dourmad *et al.*, 2008; NRC, 2012). However, huge variations in nutrient requirements were reported in time and among sows (Gauthier *et al.*, 2019) indicating that conventional feeding strategies might lead to individual nutrient excess or deficiency. At the same time, new capabilities are offered to farmers to take more efficient decisions with the help of new sensors and technologies (Wathes *et al.*, 2008). It is now possible to identify individually animals and perform more measurements on-farm to evaluate the individual potential of production of each sow. This is currently driving the research toward precision feeding systems that aims at providing the right amounts of nutrients at the right time for each animal (Pomar & Remus, 2019).

Recently, data-driven and real-time mathematical models of daily nutrient use during lactation were developed on the basis of nutritional knowledge acquired in the past decades (Gauthier *et al.*, 2019). The effects of milk production and feed intake were emphasized as being the main drivers of nutrient requirements variability during lactation and among sows. As being an adequate proxy of milk production, Gauthier, Largouët, and Dourmad (2020) proposed a way to efficiently train predictive algorithm for on-farm estimation of litter weight at weaning. Similarly, from the great amounts of data that can be collected by smart electronic feeders, Gauthier, Largouët, Rozé, *et al.* (2020) developed a new predictive algorithm of sow daily feed intake during lactation.

Based on these studies, a new Decision Support System (DSS) that follows the principles of precision feeding is proposed, in order to predict individual daily nutrient requirements during lactation according to expected litter growth and sow appetite. Then, the support system delivers daily a tailored ration based on these requirements, by controlling the mixing of two diets with different concentrations in digestible proteins, amino acids, and minerals. The objectives of this study are to describe the main features of this DSS, and to evaluate a precision feeding strategy based on this DSS in comparison with a conventional feeding strategy, in terms of sow and litter performance, nutrient intake and excretion, and feed cost.

6.B.2 Material and Methods

General Approach

The general approach of this study is illustrated in figure 6.B.1. Two experimental treatments were compared: a precision feeding strategy (**PRE**) and a conventional feeding strategy (**STD**). Sows were allocated to treatments according to their parity and body weight before farrowing. Each PRE sow received each day a tailored ration obtained from the blend of two diets: a diet with a high AA and mineral content (**High**: 13.00 g/kg SID Lys, and 4.50 g/kg digestible P) and a diet with low contents (**Low**: 6.50 g/kg SID Lys, and 2.90 g/kg digestible P). The detailed composition of the two diets is given in table 6.B.1. The proportion between High and Low diets is estimated online on a daily time-scale for each sow by our DSS that follows the principles of precision feeding and tuned for the characteristics of nutrition in lactating sows. According to real time measures on sow and litter (Section 6.B.2), this DSS predicts each day the optimal ration to be given to each sow by (1) predicting her piglet average daily gain (**PADG**) according to her parity and current litter size, these data being used to predict energy and protein output in milk, (2) calculating her daily nutrient requirements, and (3) predicting her appetite based on her previous daily feed intakes (**DFI**). This information is then transferred to an individual electronic feeder (Gestal Quattro, JYGA Technologies, Québec, Canada) which handles feed mixing and distribution. Conversely, STD sows received the same conventional diet (**STD**) during

the whole lactation period. This diet was obtained by the mixing of High and Low diets in fixed proportion (55% and 45%, respectively, to achieve 10.08 g/kg SID Lys and 3.78 g/kg digestible P, the contents in the conventional lactation diet used on the farm). Real-time data were collected by the farmers (sow body weight and backfat thickness, litter size and piglet body weight) and by the smart feeders, and were stored in a relational database management system (RDBMS) for online operations (PRE only), and evaluation (PRE and STD).

At the end of the experiment, evaluation was realized on the historical data collected from the experiment. From the measurements at farrowing, weaning, and estrus, sow and litter response according to their feeding strategy were first evaluated. Daily observations were then processed with a nutritional model for the *ex post* assessment of nutrient requirements, and the calculation of P and N balance over the lactation period. Finally, in order to evaluate the performance of the DSS, the predictions of the different components of the DSS were evaluated against the observed values (PADG, DFI). The *ex ante* and *ex post* calculations of nutrient requirements (SID Lys and STTD P) were also compared.

The next sections describes the DSS and its tailoring with farm data, animal management during experiment, and calculations and statistical methods for evaluation.

Description of the decision support system

Components. The DSS handled individual data collection and management at sow and litter scales. The DSS was composed of a RDBMS (MySQL 8.0.20) containing the different data related to the description of the experiment, the performance of sows and their litters, DFI recordings collected by the electronic feeders, and data produced by the DSS. Each sow is identified through a unique number. Entries related to lactating sows, litters, and DFI were accessible through a web interface (Django 3.0.7), to enable real-time access for data collection and checking by farmers. Entries related to DFI were automatically retrieved from the electronic feeder (Gestal Quattro, JYGA Technologies, Québec, Canada).

The DSS integrates machine learning algorithms to treat the collected data and make predictions. A first machine learning algorithm predicts PADG from sow parity and litter size, according to farm past performance. Piglet growth was considered as a proxy of milk production to modulate the real-time estimation of daily nutrient requirements (Gauthier, Largouët, & Dourmad, 2020). Because sows were fed *ad libitum* during lactation, a second machine learning algorithm was trained to predict DFI based on previous feeding behaviors of sows on the farm, in combination with the DFI values collected online on each sow (Gauthier, Largouët, Rozé, *et al.*, 2020).

The DSS also relies on precise knowledge of the use of nutrients by sow, through a data-driven and real-time mathematical model (Gauthier *et al.*, 2019). This model, based mainly on the InraPorc model (Dourmad *et al.*, 2008), relies on a factorial approach to estimate daily

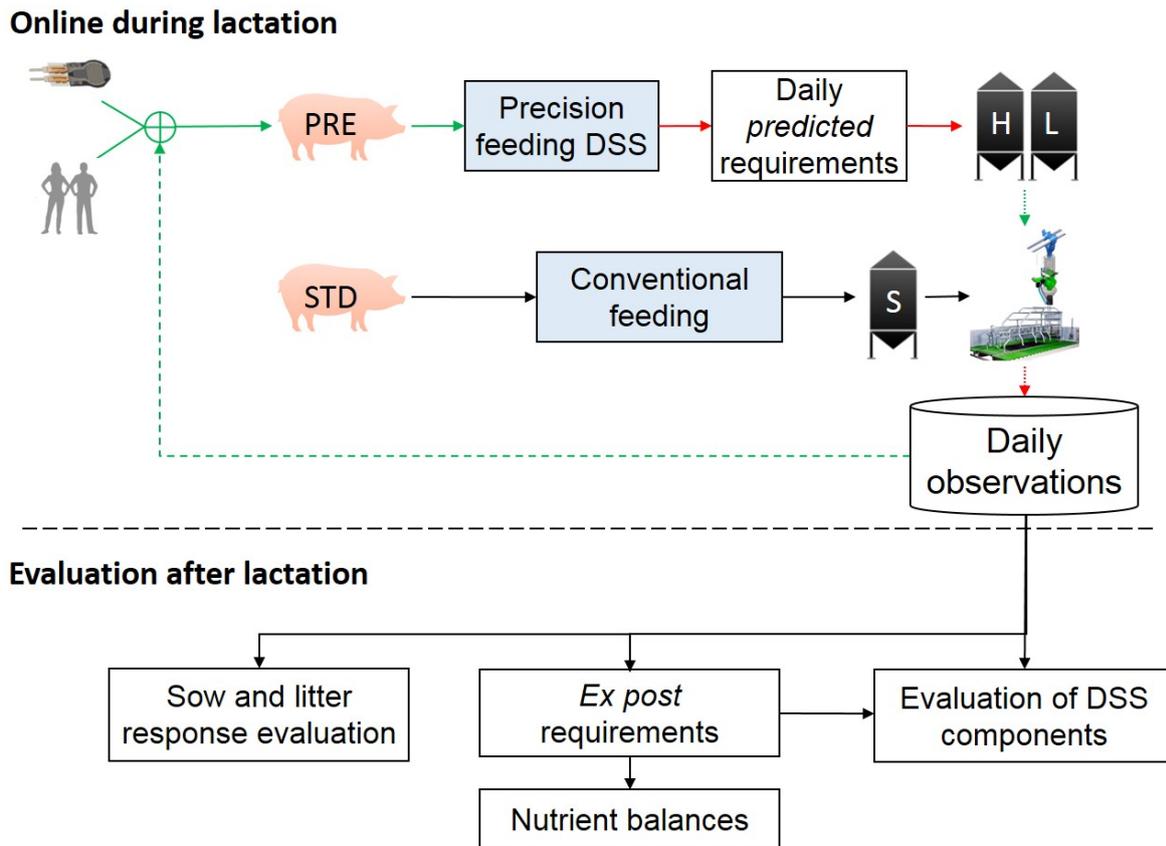


Figure 6.B.1 – General description of the online experimental plan with precision feeding strategies at individual scale (PRE) and conventional feeding (STD), and the evaluation of sow and litter performance, nutrient supplies, *ex post* requirements, and balances, and predictive performance of Decision Support System (DSS) components. H, L, and S stand for high, low, and standard diets, respectively.

maintenance costs and milk production costs for each sow, considering the expected PADG, and litter size. It also predicts sow body reserves mobilization, and energy and amino acids that sows release during *postpartum* uterine involution, which also contribute to the supply of some nutrient.

Predicted DFI and estimated nutrient requirements allowed to formulate a daily ration containing the expected daily SID Lys supply, and this "decision" was transmitted to the electronic feeders for application.

Training of the two predictive algorithms. For the training of litter growth predictive algorithm, a database was built with data from 1691 lactations collected in the farm between July 2019 and March 2020, according to the procedure described by [Gauthier, Largouët, and Dourmad \(2020\)](#). The database contained data relative to parity of sows, litter size at birth (**LSB**), litter size at weaning (**LSW**), litter weight at birth (**LWB**), litter weight at weaning (**LWW**), and lactation length. A linear regression model was trained with fixed effects of LSW and parity of sows (P1: 1, P2: 2, P3+: 3 and beyond) on Litter Average Daily Gain (**LADG**), computed as the litter weight gain between weaning and birth divided by the lactation length. The following equations were obtained:

$$\widehat{LADG}_{P1} = 388.92 \times LSW - 10.69 \times LSW^2 - 521,35 \quad (\text{Eq. 1})$$

$$\widehat{LADG}_{P2} = 437.18 \times LSW - 11.08 \times LSW^2 - 718.92 \quad (\text{Eq. 2})$$

$$\widehat{LADG}_{P3+} = 466.27 \times LSW - 12.33 \times LSW^2 - 882.44 \quad (\text{Eq. 3})$$

with an overall r^2 of 0.45.

For the training of the feed intake predictive algorithm, daily feed intake data were collected in the farm between January 2018 and July 2020 on a total of 3712 sows. Feed intake trajectory curves of sows in the farm were extracted from that training database using the *k*-Shape learning algorithm ([Paparrizos & Gravano, 2016](#)), associated with $k = 2$, selected as being the best value of cluster according to Silhouette and Calinski Harabasz scores ([Gauthier, Largouët, Rozé, et al., 2020](#)). The mean feed intake in the training database was 5.78 kg. Online daily prediction of feed intake first required to assign each PRE sow to the closest feed intake trajectory curve, previously identified, by means of the shape-based distance ([Paparrizos & Gravano, 2016](#)). One-day ahead feed intake was then predicted according to [Gauthier, Largouët, Rozé, et al. \(2020\)](#), from the feed intake values of the sow in the two previous days. On day 1, when there is no previous feed intake information available, the prediction was replaced by 2.43 kg, the mean of feed intake in the training database. On day 2, the online prediction was computed according to the closest feed intake behavior and the real feed intake at day 1.

Online process. The software was developed using Python 3 (Python Software Foundation, Beaverton, OR), and used cron (Unix) software for daily scripts automation. Computations that

changed the feed composition were planned to take place between midnight and the first meal of each day, that occurred at 6:00 am. During the computation process, the individual feed intake achieved in the previous day was first collected to assess the true nutrient intake and predict the next feed intake for the incoming day. Changes in the number of suckled piglets, due to possible piglet mortality or fostering, were used to trigger a new prediction of the milk nutrient output. Based on these predictions, nutrient requirements were then predicted, and the optimal blend between High and Low diets was computed in order to meet predicted requirement in SID Lys. Finally, this daily ratio between the two feeds was sent to the automated feeder to be applied on that day, to this sow.

Animal management

The trial took place between July and November 2020 in 12 successive farrowing batches. Within a batch, sows from the two feeding strategies were bred over the same week and transferred at the same time in the same farrowing house, and were fed close to *ad libitum*. Sows were affected to one of the feeding strategies according to their parity, and their body weight and back fat depth before farrowing. Pairs of similar sows were constituted and affected at random to the PRE and the STD groups, so that average parity, body weight and back fat before farrowing were as close as possible in the two feeding strategies. The experimental treatments were applied from the onset of lactation. On total, 479 sows were included in the experiment (239 and 240 sows in treatment PRE and STD, respectively).

The PRE sows received a variable proportion of High and Low diets, as determined by the DSS, while STD sows were given the STD diet obtained by the mixing of High and Low diets (55% and 45%, respectively) and corresponding to a usual commercial lactation diet. High, Low, and STD diets were iso-energetic, but were different in terms of AA and mineral concentration. The detailed composition of the diets and their nutrient values are given in table 6.B.1.

Animal response measured during lactation on sows and piglets were entered in the database through the web interface. On the day of farrowing, sow parity, body weight and backfat thickness were registered, and litter size and individual piglet weight were measured. During lactation, litter size was registered each day to account for possible cross-fostering and death of piglets. Occasional sow feed refusal were weighted each day when removed. Daily feed intake was automatically recorded by the feeder. Individual piglets' weight was measured one day prior to weaning. Body weight, and backfat thickness of sows were measured on weaning day.

Evaluation and Statistical Methods

Evaluation and statistical analysis were implemented using Python 3, with statsmodels (0.12.1), and scipy (1.3.3) packages (Figure 6.B.1). An ANOVA was first carried out to evaluate the effect

Table 6.B.1 – Ingredients and composition of High and Low experimental diets for precision feeding, and the standard diet (STD) for conventional feeding

	High	Low	STD
Ingredient, g/kg			
Barley	-	94.33	42.45
Corn	527.34	752.02	628.45
Corn DDGS ¹	50.00	25.00	38.75
Soybean meal 46%	336.94	52.14	208.78
Canola meal 36%	20.00	46.20	31.79
Soybean oil	23.09	-	12.70
Calcium carbonate	19.50	15.11	17.52
Dicalcium phosphate 21%	8.44	2.00	5.54
Salt	4.61	4.95	4.76
DL-Methionine 99%	1.34	0.10	0.78
L-Lysine 78%	3.49	3.39	3.44
Threonine	1.27	0.71	1.02
L-Tryptophan	0.16	0.26	0.20
Phytase 750 FTU ²	0.30	0.29	0.30
Choline chloride 60%	1.00	1.00	1.00
Trace minerals and vitamins	2.50	2.50	2.50
Composition			
Crude Protein %	22.53	12.33	17.94
SID Lys, g/kg ³	13.00	6.50	10.08
Total P, g/kg	5.70	3.20	4.58
STTD P, g/kg ⁴	4.50	2.90	3.78
Ca, g/kg	11.70	8.00	10.04
Metabolizable Energy, MJ/kg	13.46	13.23	13.36

¹ Dried Grains with Solubles

² Phytase unit

³ Standardized Ileal Digestible

⁴ Standardized Total Tract Digestible

of the feeding strategy on sow and litter performance, considering statistical significance when $P < 0.05$. Tested variables were related to the performance of sows (body weight and backfat before farrowing, after farrowing and after weaning, and weaning-to-estrus interval) and litters (sizes and weight at birth and at weaning, and average daily gain of piglets and litter over lactation). Sow's body weight after farrowing was computed from the body weight before farrowing and the weight of piglets at birth according to [Dourmad et al. \(1997\)](#).

Ex post requirements were evaluated after lactation with a nutritional model ([Gauthier et al., 2019](#)) from individual data on sows and litters collected during the experiment. An ANOVA was then carried out to evaluate the effect of treatments on *ex post* requirements and intakes. All statistical analyses were calculated considering statistical significance when $P < 0.05$. Tested variables were *ex post* ME, SID Lys, and STTD P requirements and intakes, DFI, and the percentage of High feed delivered. Daily nutrient supplies were compared to the *ex post* nutrient requirements, on daily- and weekly-time scales. A global comparison was carried out between precision and conventional feeding strategies, to assess the differences in N and P balances. Each balance was calculated considering the total ingestion of the nutrient minus the amount of nutrients exported in milk. N mobilization was also taken into account, considering it as a source of nutrient as N ingested, and assuming that body weight loss contained 15% proteins. The feed cost during the trial was also compared between feeding strategies based on the amounts consumed and the price of each diet.

Predictions of the DSS were compared with several metrics against observations (PADG, DFI) and *ex post* calculated requirements (SID Lys and STTD P). The metrics used were the coefficient of determination (r^2), the mean error, the Mean Absolute Error (**MAE**) and the Mean Absolute Percentage Error (**MAPE**), the Root Mean Square Error (**RMSE**), and the Root Mean Square Percentage Error (**RMSEP**). A comparison between training data and observed performance of LADG and DFI was also carried out.

6.B.3 Results

The experiment was conducted on 479 sows of different parities, and their litter, with 239 sows in the PRE treatment, and 240 in the STD treatment.

Sow and litter performance during lactation

The overall performance of sows and litters are presented according to treatments in table 6.B.2. The lactation length did not differ between PRE (20.2 d) and STD (20.3 d, $P = 0.52$) feeding strategies, and the average parity was also similar in PRE (3.59) and STD (3.64, $P = 0.80$) sows. Body weight did not differ between treatments before farrowing (PRE: 292.7 kg, STD: 291.2 kg, $P = 0.66$), after farrowing (PRE: 261.9 kg, STD: 260.8 kg, $P = 0.73$), and after

weaning (PRE: 254.2 kg, STD: 258.6 kg, $P = 0.19$). Sow body weight loss during lactation was significantly greater in PRE (7.7 kg) than in STD sows (2.1 kg, $P < 0.001$). Backfat thickness did not differ between treatments before farrowing (PRE: 15.6 mm, STD: 15.7 mm, $P = 0.68$), and after weaning (PRE: 12.2 mm, STD: 12.3 mm, $P = 0.68$), and backfat loss during lactation was the same in both groups (3.4 mm, $P = 0.92$).

Litter and piglets performance at birth were comparable in both feeding strategies. Litter size after cross-fostering was equal to 13.7 piglets in both groups ($P = 0.80$). Similar average litter weight at birth (PRE: 21.1 kg, STD: 20.8 kg, $P = 0.32$), heterogeneity (PRE: 0.302, STD: 0.301, $P = 0.90$), and individual piglet weights (PRE: 1.55 kg, STD: 1.52 kg, $P = 0.23$) were also observed for the two feeding strategies.

At weaning, litter size was similar between treatments (12.0 piglets, $P = 0.66$). Litter weight at weaning was also comparable (PRE: 75.5 kg, STD: 77.1 kg, $P = 0.14$) between feeding strategies. No differences was found between treatments for litter heterogeneity of piglet weight at weaning (PRE: 1.15 kg, STD: 1.17 kg, $P = 0.50$). However, piglet weight at weaning was about 3% lighter in PRE treatment (6.29 kg) than in STD treatment (6.47 kg, $P < 0.05$).

The average litter daily weight gain was significantly different according to the feeding strategy. It was lower by about 3% in PRE treatment (2.96 kg/d) than in STD treatment (3.06 kg/d, $P < 0.05$). The average piglet daily weight gain was also significantly smaller in PRE sows than in STD sows, with 247 and 257 g/d, respectively ($P < 0.05$).

Weaning to estrus interval was computed on 184 PRE (5.8 ± 5.5 days on average) and 177 STD (5.3 ± 4.9 days on average) sows, and did not differ between treatments ($P = 0.39$).

Ex post nutrient requirements and intake

Average requirement across lactation. The average *ex post* nutrient requirements and intake during lactation are presented in table 6.B.3. Feed intake was not different between feeding strategies (PRE: 6.59 kg/d, STD: 6.45 kg/d, $P = 0.11$). The *ex post* ME requirement was significantly lower in PRE sows (110.1 MJ/d) than in STD sows (113.1 MJ/d, $P < 0.05$), whereas ME intake did not differ between feeding strategies (PRE: 87.5 MJ/d, STD: 86.2 MJ/d, $P = 0.26$). Metabolisable energy intake represented a significantly greater proportion of the ME requirements in PRE (79.6 %) than in STD (76.3 %) sows ($P < 0.05$).

The *ex post* SID Lys requirement was significantly lower in PRE sows (8.1 g/kg) compared to STD sows (8.5 g/kg, $P < 0.05$). The SID Lys intake was lower and more variable in PRE (7.7 g/kg \pm 0.98), than in STD sows (10.0 g/kg \pm 0.12, $P < 0.001$). The dietary SID Lys content of the STD diet met the requirement of 84.7% of the STD sows. The *ex post* STTD P requirement was slightly lower ($P < 0.05$) in PRE sows (3.0 g/kg) compared to STD sows (3.1 g/kg). The STTD P intake was lower ($P < 0.001$) and more variable in PRE sows, and was lower (3.2 g/kg \pm 0.24) compared to STD sows (3.8 g/kg \pm 0.03). The dietary STTD P content

Table 6.B.2 – Influence of the feeding strategy on sow and litter performance

	Strategy ¹		Statistics ²	
	PRE	STD	RSD ³	<i>p-value</i>
Number of sows	239	240		
Lactation length, d	20.2	20.3	1.0	0.52
Parity	3.59	3.64	1.89	0.80
Body weight, kg				
before farrowing	292.7	291.2	37.0	0.66
after farrowing	261.9	260.8	36.1	0.73
after weaning	254.2	258.6	36.5	0.19
loss during lactation	-7.7	-2.1	17.3	***
Back fat, mm				
before farrowing	15.6	15.7	3.6	0.68
after weaning	12.2	12.3	3.0	0.68
loss during lactation	-3.4	-3.4	2.7	0.92
Litter size				
at 24h	13.7	13.7	1.3	0.80
at weaning	12.0	12.0	1.6	0.66
Litter weight, kg				
at birth	21.1	20.8	3.1	0.32
at weaning	75.5	77.1	12.3	0.14
Litter heterogeneity				
at birth	0.302	0.301	0.076	0.90
at weaning	1.150	1.171	0.327	0.50
Piglet weight, kg				
at birth	1.55	1.52	0.22	0.23
at weaning	6.29	6.47	0.86	*
Weight gain				
per litter, kg/d	2.96	3.06	0.53	*
per piglet, g/d	247	257	41	*
Weaning to estrus, d ⁴	5.8	5.3	5.2	0.39

¹ PRE: precision feeding strategy, STD: standard feeding strategy

² Data were analyzed with ANOVA that included the effect of feeding strategy (***: $P < 0.001$, *: $P < 0.05$).

³ RSD: residual standard deviation

⁴ Calculated with 184 PRE sows, and 177 STD sows

Table 6.B.3 – Influence of the feeding strategy on the *ex post* nutrient requirements and nutrient intake, on average during lactation

	Strategy ¹		Statistics ²	
	PRE	STD	RSD ³	<i>p</i> -value
Number of sows	239	240		
Feed intake, kg/d	6.59	6.45	0.96	0.11
Metabolizable energy				
req., MJ/d	110.1	113.1	14.9	*
intake, MJ/d	87.5	86.2	12.8	0.26
intake, % of req.	79.6	76.3	14.0	*
SID Lys				
req., g/kg	8.1	8.5	1.7	*
intake, g/kg	7.7	10.0	0.7	***
STTD P				
req., g/kg	3.0	3.1	0.6	*
intake, g/kg	3.2	3.8	0.2	***
Feed High, %	19.0	54.0	10.8	***

¹ PRE: precision feeding strategy, STD: standard feeding strategy

² Data were analyzed with ANOVA that included the effect of feeding strategy (***: $P < 0.001$, *: $P < 0.05$).

³ RSD: residual standard deviation, req: requirement, SID: Standardized Ileal Digestible, STTD: Standardized Total Tract Digestible

of the STD diet met the requirement of 88.4% of the STD sows. The proportion of High feed in the ration was significantly different between PRE (19%) and STD (54%, $P < 0.001$) sows.

Dynamic of nutrient supplies over lactation. Different amounts of High feed were delivered according to the feeding strategy, with variations across time (Figure 6.B.2). The STD sows received 54.0% (± 4.3) of High feed in their diet. The PRE sows received on average 19.0% (± 21.1) of High feed in their diet. In detail, this proportion was 20.5% (± 21.4) on first week of lactation, 21.2% (± 21.7) on second week, and 14.0 (± 18.9) on third week of lactation. The mean proportions of High feed was at highest on day 1 (26.1% ± 7.3) and 7 (24.7% ± 22.1). This proportion shows a slow decrease thereafter, down to 12.0% (± 19.7) on day 19.

Differences between SID Lys supplies and *ex post* requirements were compared on a daily-time scale (Figure 6.B.3), and a weekly-time scale (Figure 6.B.4). On average, STD sows received more SID Lys than their requirement. Over the first five days, the daily excess decreased from 11.2 (± 12.5) g/d down to 3.0 (± 10.3) g/d. Then, it increased almost linearly by 1.3 g/d ($P < 0.001$) up to day 20 (23.6 ± 17.7 g/d). On average, PRE sows received slightly less SID Lys than their requirement, except on day 1. From day 2 to day 5, the daily deficiency in SID

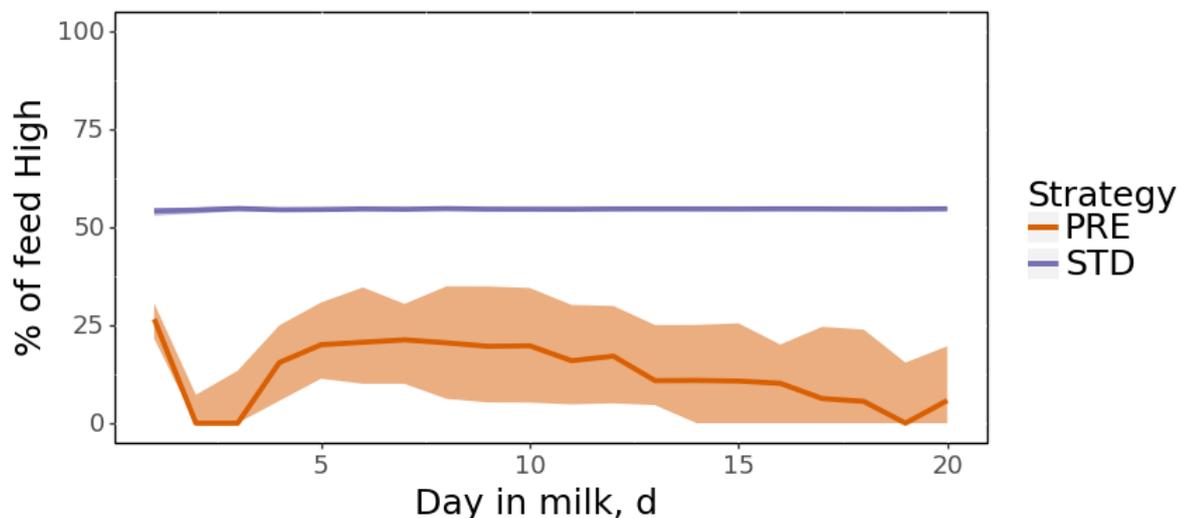


Figure 6.B.2 – Influence of the stage of lactation on the delivered amounts of feed High according to the feeding strategy (PRE: precision feeding, STD: standard feeding). Lower bound, line, and upper bound are the first quartile, the median, and the third quartile of the amounts of delivered feed High, respectively.

Lys increased from $2.3 (\pm 7.7)$ up to $5.3 (\pm 7.9)$ g/d. Thereafter, it decreased slowly and almost linearly by 0.2 g/d ($P < 0.001$) down to 3.2 g (± 18.3) on day 20. On a weekly-time scale (Figure 6.B.4), the proportions of sows receiving adequate ($\pm 5\%$ of the requirement), deficient (5 to 15% or $> 15\%$), or excess amounts (5 to 15% or $> 15\%$) of SID Lys according to average *ex post* requirements differed according to a χ^2 test between PRE and STD feeding strategies, in week 1 ($P < 0.001$), 2 ($P < 0.001$), and 3+ ($P < 0.001$). The proportions of STD sows with a SID Lys supply exceeding their requirement by more than 15% were 55.4%, 55.4%, and 75.4%, in weeks 1, 2, and 3+, respectively. The proportions of STD sows receiving adequate amounts of SID Lys (*i.e.* $\pm 5\%$ of the requirement) were 13.3%, 13.8%, and 11.3%, in weeks 1, 2, and 3+, respectively. More PRE than STD sows exhibited a SID lysine deficit 33.1%, 30.1% and 28.5% of the sows receiving less than 85% of their requirement in weeks 1, 2 and 3+, respectively. The proportion of PRE sows receiving adequate amounts of SID Lys (*i.e.* $\pm 5\%$ of the requirement) was 20.1%, 22.6%, and 24.7%, in weeks 1, 2, and 3+, respectively.

Differences between STTD P supplies and *ex post* requirements were also compared on a daily-time scale (Figure 6.B.3). STD sows received higher supplies in STTD P than their requirements. During the first five days, the daily excess decreased from $2.7 (\pm 4.8)$ g/d down to $1.0 (\pm 3.8)$ g/d. Then, it increased almost linearly by 0.6 g/d ($P < 0.001$) up to $10.5 (\pm 6.6)$ g/d on day 20. PRE sows received also higher supplies in STTD P than their requirement, except on day 2. This excess increased slowly and almost linearly by 0.3 g/d ($P < 0.001$) from day 6 (0.4 ± 3.4) to day 20 (3.3 ± 7.8).

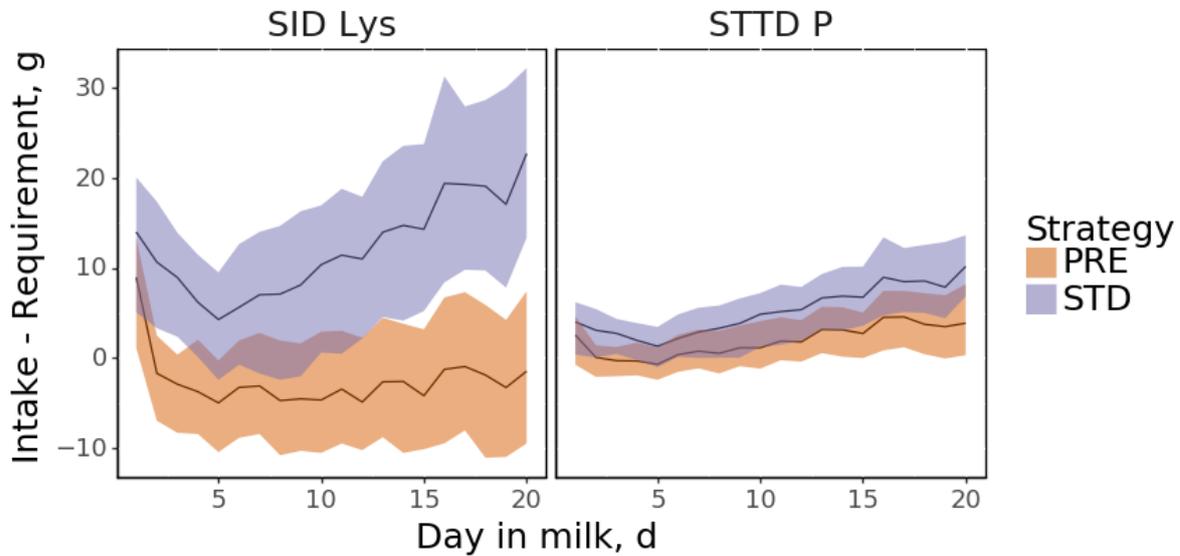


Figure 6.B.3 – Influence of the feeding strategy (PRE: precision feeding, STD: standard feeding) on the estimation of daily difference between daily nutrient supplies and daily *ex post* nutrient requirements (left: SID Lys, right: STTD P). Lower bound, line, and upper bound are the first quartile, the median, and the third quartile of the amounts of delivered feed High, respectively.

Nitrogen and phosphorus balance

The N and P balance over lactation are presented in table 6.B.4. Nitrogen intake was lower, by about 20.1%, in PRE sows compared to STD sows, the difference being almost the same for SID Lys intake (-23.2%). Nitrogen in milk was slightly lower, by about 3% in PRE than STD sows, whereas N mobilized for the body reserves was higher (9.0 versus 2.5 g/d). This resulted in 28.0% reduction in N excretion in PRE compared to STD sows.

P intake was lower, by about 19.3%, in PRE sows compared to STD sows, the difference being almost the same for STTD P intake (-14.3%). P in milk was slightly lower, by about 3% in PRE than STD sows. This resulted in 42.2% reduction in P excretion in PRE compared to STD sows.

Feed cost, formulated according to prices of feed ingredient in July 2020 was cheaper by 11.7% in PRE (265.04 \$CA/t) than in STD feeding strategy (300.22 \$CA/t). However, because of a slightly higher feed consumption in PRE sows, the extent of the difference was slightly lower when expressed per sow per lactation (-10%, 35.28 \$CA vs 39.31 \$CA per sow for PRE and STD, respectively).

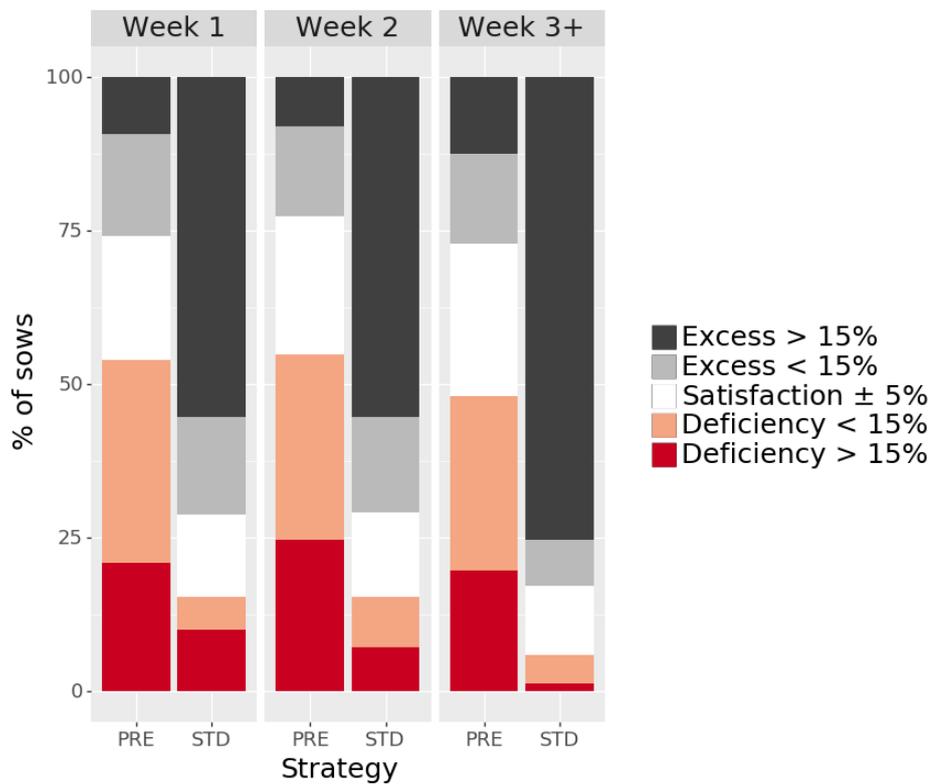


Figure 6.B.4 – Influence of the feeding strategy (PRE: precision feeding, STD: standard feeding) on the proportion of sows receiving adequate, deficient, or excess amounts of SID Lys according to average *ex post* requirement per week

Table 6.B.4 – Influence of the feeding strategy (PRE: precision feeding, STD: standard feeding) on SID Lys and STTD P intakes, and N and P balances¹

	Strategy ²		Variation %
	PRE	STD	
Number of sows	239	240	
Feed intake, kg/d	6.59	6.45	2.2
SID Lys intake, g/d	49.8	64.8	–23.2
STTD P intake, g/d	20.9	24.4	–14.3
N Balance, g/d			
ingested	147.6	184.7	–20.1
in milk	84.5	87.1	–3.0
from body reserves	9.0	2.5	262.5
excreted	72.1	100.1	–28.0
excreted, %	49.2	54.0	–8.8
P Balance, g/d			
ingested	23.8	29.4	–19.3
in milk	16.7	17.2	–3.0
excreted ³	7.1	12.2	–42.2
excreted, %	29.5	40.5	–27.2
Feed cost, \$/t	265.04	300.22	–11.7

¹ SID: Standardized Ileal Digestible, STTD: Standardized Total Tract Digestible

² PRE: precision feeding strategy, STD: standard feeding strategy

³ Nutrient excretion (%) was calculated from : (Nutrient intake + nutrient from body reserves - nutrient in milk) / Nutrient intake

Table 6.B.5 – Evaluation of the Decision Support System for the daily predictions of feed intake, proteins in milk, and SID Lys requirements¹

	N	Pred.	Obs.	r^2	ME	MAE	MAPE, %	RMSEP, %
Feed intake kg/d	4589	6.49	6.60	0.76	-0.11	0.77	11.6	16.1
PADG, g/d	4589	237	247	0.12	-10	31	12.4	15.6
SID Lys, g/d	4589	48.0	52.5	0.77	-4.5	6.7	12.8	16.2
SID Lys, g/kg ²	4247	7.4	7.9	0.24	-0.5	1.3	15.9	20.3

¹ N: number of values, Pred.: predicted value, Obs.: observed value, r^2 : coefficient of determination, ME: Mean Error, MAE: Mean Absolute Error, MAPE: Mean Absolute Percentage Error, RMSEP: Root Mean Square Error in Percentage

² Outliers were removed from predicted and observed SID Lys requirements in g/kg, where an outlier is defined as an observation that falls below $Q_1 - 1.5 \times (Q_3 - Q_1)$ or above $Q_3 + 1.5 \times (Q_3 - Q_1)$, with Q_1 and Q_3 being the first and third quartiles, respectively.

Evaluation of DSS components

The performance of the different components of the DSS were evaluated on PRE sows by comparing DSS predictions against observed values (PADG, DFI), and by comparing the *ex ante* against *ex post* calculations of nutrient requirements (SID Lys and STTD P; Table 6.B.5). Predictions of DFI were strongly correlated to observations ($r^2=0.76$). The observed DFI was however slightly higher than expected, with a difference of 0.11 kg/d (+1.7%). DFI showed an almost linear increase over the lactation period (Figure 6.B.5). At day 1, the mean prediction of DFI was lower than the mean observed DFI, with 2.43 (± 0.00) and 3.56 (± 1.15) kg, respectively. The MAE of DFI prediction is 0.77 kg/d, which represents 11.6% of the observed DFI of sows. Regarding piglet growth, predictions of PADG were weakly correlated to observations ($r^2=0.12$). Observed PADG was greater than predicted values by 10 g/d (*i.e.* by 4.2%). The corresponding MAE of prediction is 31 g/d, which represents 12.4% of the observed mean PADG. Prediction of daily SID Lys requirement was strongly correlated to *ex post* requirement ($r^2=0.77$), but it was on average 4.5 g/d lower (*i.e.* 8.6% lower) than the *ex post* requirement, with a relative MAE of 12.8%. Predicted SID Lys requirement per kg feed was significantly correlated to observations ($r^2 = 0.24$), with difference of -0.5 g/kg. (*i.e.* 6.3% lower) and a MAE of 1.3 g/kg (*i.e.* 15.9%).

6.B.4 Discussion

General structure of the DSS

The presented DSS mainly relies on a nutritional model and on machine learning algorithms, to process the flow of data produced on-farm during lactation. This makes it possible to take into account multiples sources of variability in nutrient requirements, and to provide nutrient recommendations at individual scale in real time. This system thus introduces an important paradigm

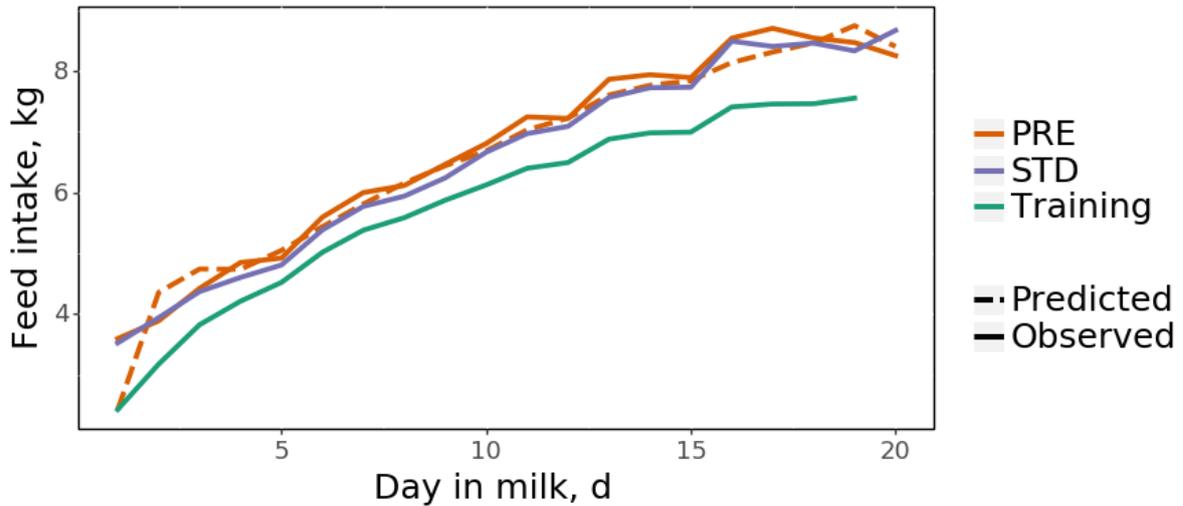


Figure 6.B.5 – Influence of the stage of lactation on observed feed intake (precision and standard feeding strategies), and predicted feed intake (precision feeding strategy)

shift compared to conventional nutrient recommendations, that are generally determined at the herd scale and, in most cases, on average for the whole lactation period. To our knowledge, this DSS is the first for precision feeding of lactating sows; however, similar approaches have already been explored for fattening pigs (Hauschild *et al.*, 2012) and gestating sows (Dourmad *et al.*, 2017).

Evaluation of feeding strategies

On average, sow feed intake amounted 6.5 kg/d. Comparable performance were reported in the literature, for example 6.5 and 5.8 kg/d in Gauthier *et al.* (2019), and 6.3 kg/d in Hojgaard *et al.* (2019). Pedersen *et al.* (2016) found higher feed intake of 6.9 kg/d, but this was for longer lactating period, which could explain this difference.

Loss of back fat, generally associated with energy deficiency (Noblet, 1990), was relatively low (3.4 mm), without any difference between feeding strategies. This is in line with the similar energy intake observed for both strategies. This value is also comparable to the study of Strathe *et al.* (2017) who reported a loss of 2.9 mm. The body weight loss was higher in the precision feeding strategy (7.7 kg) than in the standard strategy (2.1 kg). Body weight loss during lactation is frequently associated with a higher risk of reproductive failures after weaning (Quesnel, 2005). However, the higher body weight loss in the precision feeding strategy did not increase the weaning-to-estrus interval of sows, probably because this loss remains rather small. Indeed, from a previous review, Pedersen *et al.* (2016) reported that highly prolific sows fed *ad libitum* may lose between 10 and 30 kg of body weight during lactation, and Gourley *et al.* (2020)

recorded a body weight loss of 8.5 kg. The significant difference in body weight loss observed in the present study might be related to lower AA supplies to sows of the precision feeding strategy (Strathe *et al.*, 2019), due to a weak performance of the DSS in the prediction of variability of litter growth and milk production.

Litter average daily gain (LADG) was high with an average of 3.0 kg/d. According to recent studies, LADG was found to fall between 2.6 kg/d and 3.0 kg/d (Gauthier *et al.*, 2019; Gourley *et al.*, 2020). However, a significant and slight reduction of 3% in LADG was observed in sows fed under the precision feeding strategy compared to the control. Because of a similar feed intake between feeding strategies, this difference is likely to be due to insufficient AA supplies. Sows fed under the precision feeding strategy, for which the milk production has been underestimated, may have mobilized a greater amount of body proteins to fulfill the high requirements of demanding litters (Trottier *et al.*, 2015). This was not the case for STD sows which received AA in excess compared to their requirements. This is in agreement with the greater body weight losses observed in the precision feeding strategy.

The analysis of *ex post* requirements also indicates 1) that SID Lys requirements may have been higher than predicted, and 2) that the daily balance in SID Lys between intake and requirement was generally slightly negative. This is even more important if we consider that the potential SID Lys requirement is the one observed with the standard feeding strategy, in which nutrient supplies are likely to exceed nutrient requirements of sows. This underestimation of AA requirements might be mainly explained either by an overestimation of feed intake or by an underestimation of litter growth. Because feed intake tended to be slightly underestimated, the underestimation of litter growth is likely to be the main reason. This is partly related to the fact that the litter performance in the database used for the training of the predictive algorithm is slightly lower than the performance achieved during the experiment. As discussed in section 6.B.4, a careful attention must be paid to the training of the algorithm for the prediction of litter growth which is highly sensitive to the training database.

From a dynamic point of view, the DSS allowed to better take into account the variability in nutrient requirements over the lactation period. Except for the first day where there is no prediction available, the percentage of feed High strongly increased during the first week of lactation and slightly decreased thereafter. This is related to a faster increase in nutrient requirements due to milk production than the increase in feed intake capacity of sows (Hansen *et al.*, 2012). After the peak in nutrient exportation in milk, the reduction of the proportion of feed High in the diet for PRE sows results from the increase in feed intake whilst milk production tends to plateau or even decrease. Sows within the STD feeding strategy received the same feed all along their lactation, thus having a daily balance in SID Lys only influenced by the evolution of their nutrient requirements. On the opposite, for sows within the precision feeding strategy, nutrient requirements and diet composition evolved simultaneously, leading to a more constant and al-

most nil balance between requirement and supply. Regarding STTD P, this balance is positive and shows a similar trend in both feeding strategy. This might be due to the diet tailoring process which is done according to SID Lys requirements only.

In the STD feeding strategy, nutrient supplies allowed to meet the requirements of most sows at the herd scale (SID Lys: 84.7% of the sows, STTD P: 88.4% of the sows), but led to a higher excretion of N and P in feces and urine. The precision feeding strategy allowed to reduce N and P excretion by 28.0% and 27.2%, respectively. These values may be compared to the reduction of N and P excretion by 38% found in growing pigs (Pomar *et al.*, 2011). For a similar approach in gestating sows, Gaillard *et al.* (2020) found a reduction in N and P excretion of 16.7% and 15.4%, respectively. The present study also reports a reduction of 11.7% in feeding cost, which might confirm the economic interest of precision feeding strategies reported for growing pigs (10.5%, Pomar *et al.*, 2011), and gestating sows (3.6%, Gaillard *et al.*, 2020). Precision feeding thus seems an interesting strategy to reduce feeding cost, and nutrient excretion in lactating sows. However, it is expected that these reductions depend on the standard diet used in conventional feeding strategy. The richest and the more expensive will be the standard diet, the highest will be the reduction of excretion and feeding cost.

Recommendations for future usage of the DSS in practice

The analysis of the respective performance of each component of the DSS revealed important points for future implementation of precision feeding systems in lactating sows. We propose to rank these observations by order of importance, and make some recommendations to enhance the performance of the DSS.

a) The predictive algorithm of LADG suffered from a concept drift, which is a situation where the underlying structure of data learnt during the training process become not applicable at the time the prediction are made (Žliobaite *et al.*, 2016). This evolution may be incremental in our case with most changes occurring between early and late September 2020 (Figure 6.B.6). Interestingly, the predictive error after this period remains on average lower in the precision feeding strategy, which may be due to a greater body proteins mobilization, as aforementioned. This component might be improved by adding environmental attributes (such as outdoor and indoors temperatures) in the training process of the algorithm. It could also be improved by using online adaptive learning techniques that would refit part of the model, for example, with new data acquired after weaning a batch of sows (Gama *et al.*, 2014).

b) The predictive algorithm of feed intake is another lever that could contribute to a better adjustment between nutrient supply and requirements. Compared to the predictive algorithm of LADG, this second algorithm did not seem to suffer from a *concept drift*. This prediction is in fact established from herd historical data, and sow live data (Gauthier, Largouët, Rozé, *et al.*, 2020) which increases its robustness. It would first be of interest to explore the structure of

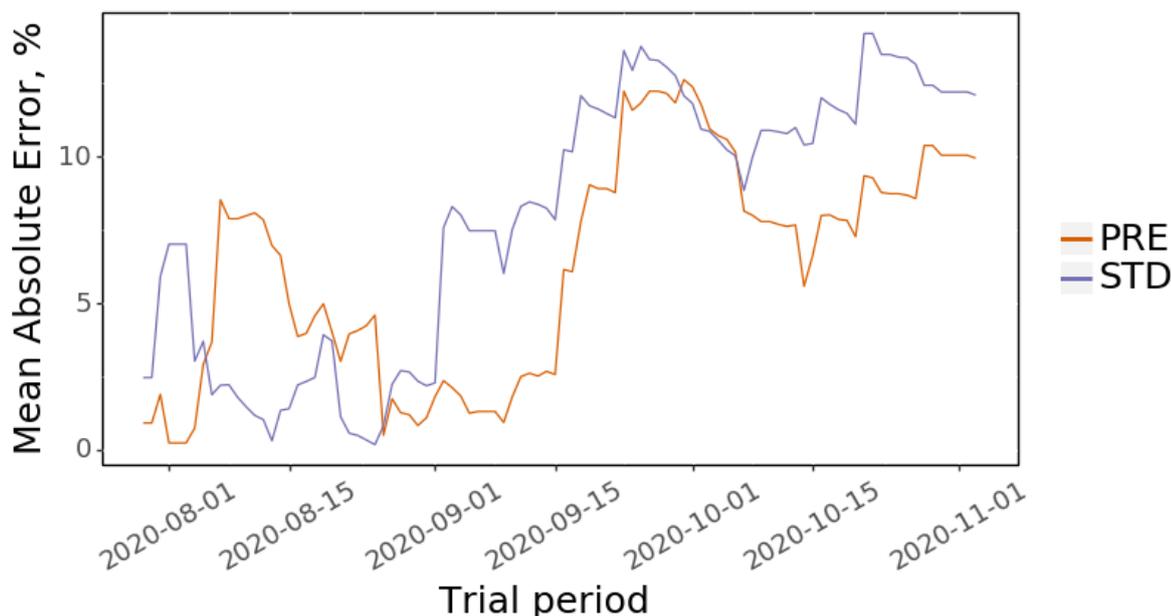


Figure 6.B.6 – Illustration of *concept drift* that occurred over time for the prediction of litter average daily gain (LADG). The PRE curve corresponds to the predictive error made online for PRE sows during the experiment. The STD curve corresponds to the predictive error obtained by predicting LADG after the experiment for further analysis.

daily variations around the feed intake behaviors that can be extracted by time series clustering algorithm. If this structure is meaningful, a seasonal component might be added to the prediction (Cleveland *et al.*, 1990).

c) For the nutritional model, some data might not be available in every commercial farms such as the body weight and back fat thickness. A tip would be to use mean weights and back fat of sows according to their parity or age. However, we strongly recommend the use of a reliable weighing device to improve the estimation of maintenance costs of sows.

Direct evaluation of the nutritional mathematical model is a non-trivial task as it is related to the prediction of several biological mechanisms. Safety margins at individual scale could thus be considered to secure the imprecision in some of parameters of the nutritional model. The level of this margin would result from the compromise between risks (increasing excretion and feed costs) and benefits (securing nutrient supply, improving performance and welfare). This is especially the case for the prediction of PADG for which a large part of the variability (about 50%) cannot be predicted by the algorithm (Gauthier, Largouët, & Dourmad, 2020).

Finally, the human-machine interface could be enhanced to provide useful information to farmer. Some data might also be of interest for different applications of precision farming. It would thus be interesting to connect the DSS with a Management Information System dedicated to farrowing house. This would simplify for farmers the tedious task of data entry.

6.B.5 Conclusion

Feeding sow with a tailored diet is an interesting strategy to adapt nutrient supplies to nutrient requirements at individual scale in real time. The proposed DSS makes it possible to reduce N and P excretions and feeding cost, while better satisfying individual requirements. Litter growth performance is high, although slightly decreased by about 3% compared to the conventional strategy. Sow body weight loss is slightly increased with precision feeding but it remains low and reproductive performance of sows after weaning is not affected. These effects appears to be mainly related to an underestimation of litter growth in some sows leading to insufficient AA supplies. This prediction needs to be revised in the future to address concept drifts challenges.

Acknowledgments

The authors gratefully acknowledge JYGA Technologies (Quebec, Canada) for their assistance with smart feeders at early stages of the experiment. This study formed part of a Ph.D. thesis in the #DigitAg project (ANR-16-CONV-0004), supported by the French National Research Agency in the “Investments for the Future” program; and the European Union’s Horizon 2020 Research and Innovation program (grant agreement no. 633531).

References

- Cleveland, R. B., Cleveland, W. S., McRae, J. E., & Terpenning, I. 1990. STL: A seasonal-trend decomposition. *Journal of official statistics*, 6(1), 3–73 (cit. on p. 166).
- Dourmad, J. Y., Etienne, M., Noblet, J., & Causeur, D. 1997. Prediction de la composition chimique des truies reproductrices a partir du poids vif et de l'épaisseur de lard dorsal. *Journées de la Recherche Porcine*, 29, 255–262 (cit. on p. 154).
- Dourmad, J.-Y., Brossard, L., Pomar, C., Pomar, J., Gagnon, P., & Cloutier, L. 2017. Development of a decision support tool for precision feeding of pregnant sows. *Precision Livestock Farming*, 584–592 (cit. on p. 163).
- Dourmad, J., Étienne, M., Valancogne, A., Dubois, S., van Milgen, J., & Noblet, J. 2008. InraPorc: A model and decision support tool for the nutrition of sows. *Animal Feed Science and Technology*, 143(1-4), 372–386. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2007.05.019> (cit. on pp. 147, 149)
- Gaillard, C., Quiniou, N., Gauthier, R., Cloutier, L., & Dourmad, J.-Y. 2020. Evaluation of a decision support system for precision feeding of gestating sows. *Journal of Animal Science*, 98(9). <https://doi.org/10.1093/jas/skaa255> (cit. on p. 165)

- Gama, J., Žliobaitė, I., Bifet, A., Pechenizkiy, M., & Bouchachia, A. 2014. A survey on concept drift adaptation. *ACM Computing Surveys*, 46(4), 1–37. <https://doi.org/10.1145/2523813> (cit. on p. 165)
- Gauthier, R., Largouët, C., & Dourmad, J.-Y. 2020. *Prediction of litter performance in lactating sows using machine learning, for precision livestock farming*. En préparation pour *Computers and Electronics in Agriculture*. (Cit. on pp. 148, 149, 151, 166).
- Gauthier, R., Largouët, C., Gaillard, C., Cloutier, L., Guay, F., & Dourmad, J.-Y. 2019. Dynamic modeling of nutrient use and individual requirements of lactating sows. *Journal of Animal Science*, 97(7), 2822–2836. <https://doi.org/10.1093/jas/skz167> (cit. on pp. 147–149, 154, 163, 164)
- Gauthier, R., Largouët, C., Rozé, L., & Dourmad, J.-Y. 2020. *Online forecasting of daily feed intake in lactating sows supported by offline time-series clustering, for precision livestock farming*. Soumis à *Computers and Electronics in Agriculture*. (Cit. on pp. 148, 149, 151, 165).
- Gourley, K. M., Woodworth, J. C., DeRouchey, J. M., Tokach, M. D., Dritz, S. S., & Goodband, R. D. 2020. Effects of soybean meal concentration in lactating sow diets on sow and litter performance and blood criteria. *Translational Animal Science*, 4(2), 594–601. <https://doi.org/10.1093/tas/txaa037> (cit. on pp. 163, 164)
- Guillemet, R., Dourmad, J. Y., & Meunier-Salaün, M. C. 2006. Feeding behavior in primiparous lactating sows: Impact of a high-fiber diet during pregnancy. *Journal of animal science*, 84(9), 2474. <https://doi.org/10.2527/jas.2006-024> (cit. on p. 147)
- Hansen, A. V., Strathe, A. B., Kebreab, E., France, J., & Theil, P. K. 2012. Predicting milk yield and composition in lactating sows: A Bayesian approach. *Journal of Animal Science*, 90(7), 2285–2298. <https://doi.org/10.2527/jas.2011-4788> (cit. on p. 164)
- Hauschild, L., Lovatto, P. A., Pomar, J., & Pomar, C. 2012. Development of sustainable precision farming systems for swine: Estimating realtime individual amino acid requirements in growing-finishing pigs. *Journal of Animal Science*, 90(7), 2255–2263. <https://doi.org/10.2527/jas.2011-4252> (cit. on p. 163)
- Hojgaard, C. K., Bruun, T. S., & Theil, P. K. 2019. Optimal lysine in diets for high-yielding lactating sows. *Journal of Animal Science*, 97(10), 4268–4281. <https://doi.org/10.1093/jas/skz286> (cit. on p. 163)
- Jondreville, C., & Dourmad, J. Y. 2005. Phosphorus in pig nutrition. *INRA Productions Animales*, 18(3), 183–192 (cit. on p. 147).
- Jongbloed, A. W., Everts, H., Kemme, P. A., & Mroz, Z. 1999. Quantification of absorbability and requirements of macroelements. In I. Kyriazakis (Ed.), *A quantitative biology of the pig* (pp. 275–298). CABI Publishing. (Cit. on p. 147).
- Noblet, J. 1990. *Bases d'estimation du besoin énergétique de la truie au cours du cycle de reproduction* (Doctoral dissertation). Paris 6, France. (Cit. on p. 163).

- NRC. 2012. *Nutrient Requirements of Swine* (11th rev.). Natl. Acad. Press. (Cit. on p. 147).
- Paparrizos, J., & Gravano, L. 2016. k-Shape. *ACM SIGMOD Record*, 45(1), 69–76. <https://doi.org/10.1145/2949741.2949758> (cit. on p. 151)
- Pedersen, T. F., Bruun, T. S., Feyera, T., Larsen, U. K., & Theil, P. K. 2016. A two-diet feeding regime for lactating sows reduced nutrient deficiency in early lactation and improved milk yield. *Livestock Science*, 191, 165–173. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2016.08.004> (cit. on p. 163)
- Pomar, C., Hauschild, L., Zhang, G. H., Pomar, J., & Lovatto, P. A. 2011. Precision feeding can significantly reduce feeding cost and nutrient excretion in growing animals. In D. Sauvant, J. Van Milgen, P. Faverdin, & N. Friggens (Eds.), *Modelling nutrient digestion and utilisation in farm animals* (pp. 327–334). Wageningen Academic Publishers. https://doi.org/10.3920/978-90-8686-712-7_36. (Cit. on p. 165)
- Pomar, C., & Remus, A. 2019. Precision pig feeding: a breakthrough toward sustainability. *Animal Frontiers*, 9(2), 52–59. <https://doi.org/10.1093/af/vfz006> (cit. on p. 147)
- Quesnel, H. H. 2005. Etat nutritionnel et reproduction chez la truie allaitante. *Productions animales*, 18(4), 277–286 (cit. on pp. 147, 163).
- Solà-Oriol, D., & Gasa, J. 2016. Feeding strategies in pig production: Sows and their piglets. *Animal Feed Science and Technology*. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2016.07.018> (cit. on p. 147)
- Strathe, A. V., Bruun, T. S., & Hansen, C. F. 2017. Sows with high milk production had both a high feed intake and high body mobilization. *animal*, 11(11), 1913–1921. <https://doi.org/10.1017/S1751731117000155> (cit. on p. 163)
- Strathe, A. V., Bruun, T. S., Tauson, A.-H., Theil, P. K., & Hansen, C. F. 2019. Increased dietary protein for lactating sows affects body composition, blood metabolites and milk production. *animal*, 1–10. <https://doi.org/10.1017/S1751731119001678> (cit. on p. 164)
- Trottier, N., Johnston, L., & de Lange, C. 2015. 6. Applied amino acid and energy feeding of sows. In C. Farmer (Ed.), *The gestating and lactating sow* (pp. 117–146). Wageningen Academic Publishers. https://doi.org/10.3920/978-90-8686-803-2_6. (Cit. on p. 164)
- Wathes, C., Kristensen, H., Aerts, J.-M., & Berckmans, D. 2008. Is precision livestock farming an engineer's daydream or nightmare, an animal's friend or foe, and a farmer's panacea or pitfall? *Computers and Electronics in Agriculture*, 64(1), 2–10. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.05.005> (cit. on p. 147)
- Žliobaite, I., Pechenizkiy, M., & Gama, J. 2016. An Overview of Concept Drift Applications. In N. Japkowicz & J. Stefanowski (Eds.), *Big Data Analysis: New Algorithms for a New Society* (pp. 91–114). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-26989-4_4. (Cit. on p. 165)

6.C Essai conduit en France

6.C.1 Déroulement de l'expérimentation

L'expérimentation s'est déroulée entre mai et octobre 2020 dans l'unité expérimentale UE3P d'INRAE à Saint-Gilles. Elle a été conduite sur 4 bandes successives de 14-18 truies, espacées de trois semaines. Au sein chaque bande, les truies sont inséminées la même semaine et élevées dans une même salle de gestation. La semaine précédant la mise-bas, elles sont transférées simultanément dans une même salle de maternité, où elles restent pendant toute la lactation.

Deux stratégies d'alimentation sont comparées : (1) une stratégie « standard » (STD) dans laquelle les truies reçoivent tous les jours un aliment standard de lactation correspondant à l'aliment utilisé en routine dans l'élevage et (2) une stratégie « alimentation de précision » (PRE) dans laquelle chaque truie reçoit chaque jour un aliment dont la composition est ajustée en fonction de ses besoins spécifiques. Cette seconde stratégie met en œuvre le mélange de deux aliments ("Haut" et "Bas") dont les proportions sont déterminées chaque jour pour chaque truie par le système d'aide à la décision pilotant l'alimentation de précision.

La composition des aliments "Haut", "Bas" et "STD" est rapportée en détail dans le tableau 6.C.1. L'aliment "Haut" est plus riche que l'aliment "Bas" en protéines (18,04 vs 12,68%), en lysine digestible (10,57 vs 4,70 g/kg) et en phosphore digestible (3,78 vs 2,47 g/g). L'aliment "STD" est intermédiaire entre les aliments "Haut" et "Bas". Il est obtenu en mélangeant ces deux aliments à raison de 66% d'aliment "Haut" et 34% d'aliment "Bas" pour atteindre un niveau de lysine digestible de 8,6 g/kg correspondant à l'aliment conventionnel de lactation.

Les truies sont affectées à l'une des deux stratégies d'alimentation (PRE ou STD) en fonction de leur rang de portée, de leur poids corporel et de l'épaisseur de lard dorsal mesurés au moment de leur transfert en maternité. Des paires de truies similaires sont constituées et chaque truie est affectée au hasard à l'un des deux traitements, de sorte que le rang de portée, le poids corporel et l'épaisseur de gras dorsal à la mise bas soient aussi proches que possible dans les deux stratégies d'alimentation. Les traitements expérimentaux ont été appliqués dès le début de la lactation. Au total, 62 truies ont été incluses dans l'expérience (respectivement 32 et 30 pour les traitements PRE et STD). À l'origine, un effectif plus important de truies était prévu dans cet essai (120 truies au total) mais il a été réduit de fait de contraintes liées à la COVID-19. Les résultats rapportés ici sont donc partiels et seront complétés par des animaux additionnels lorsque cela sera possible.

6.C.2 Performances des truies et de leur portée

Les performances des truies et de leurs portées sont rapportées selon les traitements au tableau 6.C.2. La durée de lactation ne différait pas entre les stratégies d'alimentation PRE (28,0 jours) et STD (27,8 jours) et le rang de portée était également similaire chez les truies

TABLEAU 6.C.1 – Ingrédients et composition des aliments Haut, Bas (alimentation de précision) et STD (alimentation conventionnelle)

	Haut	Bas	STD
Ingrédients, g/kg			
Blé tendre	231.59	218.90	227.28
Orge	232.00	365.00	277.22
Maïs	120.00	100.00	113.20
Son de blé tendre	100.00	150.00	117.00
Tourteau de soja 48%	220.00	70.00	169.00
Pulpe de betterave deshydr. mel.	-	50.00	17.00
Mélasse de canne	30.00	-	19.80
Huile de colza	20.00	20.00	20.00
Carbonate de calcium	18.00	12.50	16.13
Phosphate monocalcique	9.00	2.50	6.79
Sel	4.50	4.50	4.50
L-Lysine HCl	4.00	0.50	2.81
L-Thréonine	1.80	-	1.19
L-Tryptophane	0.26	-	0.17
DL-Méthionine	1.30	-	0.86
Phytase	0.10	0.10	0.10
Composé minéral et vitaminique	6.45	5.00	5.96
Acidifiant	1.00	1.00	1.00
Composition			
Protéine brute %	18.04	12.68	16.22
Lys DIS, g/kg	10.57	4.70	8.57
Total P, g/kg	6.28	4.74	5.76
P STTD, g/kg	3.78	2.47	3.33
Ca, g/kg	11.32	8.04	10.20
Energie métabolisable, MJ/kg	12.98	12.77	12.91

PRE (3,47) et STD (3,63). Le poids vif des truies ne différait pas entre les traitements avant la mise bas (PRE : 288,4 kg, STD : 286,7 kg), après la mise bas (PRE : 262,9 kg, STD : 264,9 kg,) et après le sevrage (PRE : 249,6 kg, STD : 256,6 kg). La perte de poids corporel des truies pendant la lactation était plus élevée pour le traitement PRE (13,3 kg) que pour le traitement STD (8,3 kg), mais cette différence n'est pas significative. L'épaisseur du gras dorsal ne différait pas entre les traitements avant la mise bas (19,3 mm pour PRE et STD) ni après le sevrage (PRE : 15,3 mm, STD : 15,2 mm), de même que la perte de gras dorsal pendant la lactation (PRE : 4,0 mm, STD : 4,1 mm).

La taille des portées à la naissance étaient comparables dans les deux traitements avec 13,8 porcelets par portée en moyenne dans les deux lots. De même, le poids moyen des portées (PRE : 21,0 kg, STD : 19,8 kg), des porcelets (PRE : 1,54 kg, STD : 1,48 kg) et l'hétérogénéité des poids des porcelets (PRE : 0,28 kg, STD : 0,29 kg) étaient très voisins pour les deux stratégies d'alimentation. Au sevrage, la taille de la portée était similaire dans les deux traitements (PRE : 11,9, STD : 11,7). Le poids de la portée au sevrage était légèrement plus élevé pour PRE (102,0 kg) que pour STD (97,6 kg) mais cette différence n'était pas significative. Aucune différence n'est observée entre les traitements pour le poids des porcelets au sevrage (PRE : 8,63 kg, STD : 8,45 kg) ni pour son hétérogénéité (PRE : 1,46 kg, STD : 1,53 kg). Le gain de poids quotidien moyen de la portée ne différait pas significativement selon la stratégie d'alimentation (PRE : 3,12 kg/j, STD : 3,01 kg/j). Il en était de même pour le gain de poids moyen quotidien des porcelets (262 g/j en moyenne).

6.C.3 Évaluation *ex post* des besoins et des apports nutritionnels

Besoins moyens

Les besoins nutritionnels moyens calculés *ex post* en fonction des performances des animaux sont présentés dans le tableau 6.C.3, en comparaison des apports réalisés. Les consommations d'aliment (PRE : 6,92 kg/j, STD : 7,03 kg/j) et d'énergie métabolisable (PRE : 89,1 MJ/j, STD : 90,8 MJ/j) ne diffèrent pas entre les stratégies d'alimentation. De même, les besoins en énergie calculés *ex post* ne diffèrent pas significativement entre les traitements (PRE : 114 MJ/j, STD : 112 MJ/j). La consommation d'énergie métabolisable représentait une proportion des besoins qui tendait ($P = 0.19$) à être plus faible chez les truies PRE (78,2%) que chez les truies STD (82,2%).

Les besoins moyens en lysine digestible calculés *ex post* ne différaient pas significativement entre les truies PRE (8,0 g/kg) et STD (7,7 g/kg), alors que les apports étaient significativement plus faibles pour PRE (respectivement 7,5 et 8,6 g/kg pour PRE et STD, $P < 0.001$). Les besoins moyens en phosphore digestible calculés *ex post* ne différaient pas significativement entre les truies PRE (2,9 g/kg) et STD (2,8 g/kg), alors que les apports étaient significativement plus

TABLEAU 6.C.2 – Influence de la stratégie d'alimentation sur les performances des truies et de leur portée

	Stratégie ¹		Statistiques ²	
	PRE	STD	RSD ³	<i>p-value</i>
Nombre de truies	32	30		
Durée de lactation, j	28.0	27.8	1.3	0.54
Rang	3.47	3.63	1.80	0.72
Poids vif, kg				
avant mise bas	288.4	286.7	29.6	0.82
après mise bas	262.9	264.9	29.9	0.80
après sevrage	249.6	256.6	35.3	0.44
perte en lactation	-13.3	-8.3	13.3	0.14
ELD, mm				
avant mise bas	19.3	19.3	3.8	0.98
après sevrage	15.3	15.2	3.7	0.96
perte en lactation	-4.0	-4.1	2.1	0.95
Taille de portée				
à 24h	13.8	13.8	2.3	0.89
au sevrage	11.9	11.7	1.8	0.70
Poids de portée, kg				
à la naissance	21.0	19.8	2.6	0.06
au sevrage	102.0	97.6	15.3	0.27
Hétérogénéité de la portée				
à la naissance	0.279	0.293	0.083	0.51
au sevrage	1.459	1.528	0.449	0.54
Poids des porcelets, kg				
à la naissance	1.54	1.48	0.29	0.46
au sevrage	8.63	8.45	1.18	0.54
Gain de poids				
par portée, kg/j	3.12	3.01	0.52	0.40
par porcelet, g/j	263	260	39	0.72

¹ PRE : alimentation de précision, STD : alimentation conventionnelle

² Les données ont été analysées par ANOVA avec l'effet de la stratégie d'alimentation

³ RSD : Ecart-type résiduel

TABLEAU 6.C.3 – Influence de la stratégie d'alimentation sur les besoins nutritionnels *ex post*, et les apports nutritionnels, en moyenne au cours de la lactation

	Stratégie ¹		Statistiques ²	
	PRE	STD	RSD ³	<i>p-value</i>
Nombre de truies	32	30		
Consommation, kg/j	6.92	7.03	0.89	0.63
Energie métabolisable				
besoin, MJ/j	113.7	111.5	13.9	0.53
ingestion, MJ/j	89.1	90.8	11.4	0.56
ingestion, % du besoin	78.2	82.2	11.8	0.19
Lys DIS				
besoin, g/kg	8.0	7.7	1.3	0.27
ingestion, g/kg	7.5	8.6	0.7	***
P STTD				
besoin, g/kg	2.9	2.8	0.4	0.28
ingestion, g/kg	3.1	3.3	0.2	***
Aliment Haut, %	47.4	66.0	11.5	***

¹ PRE : alimentation de précision, STD : alimentation conventionnelle

² Les données ont été analysées par ANOVA avec l'effet de la stratégie d'alimentation Digestible

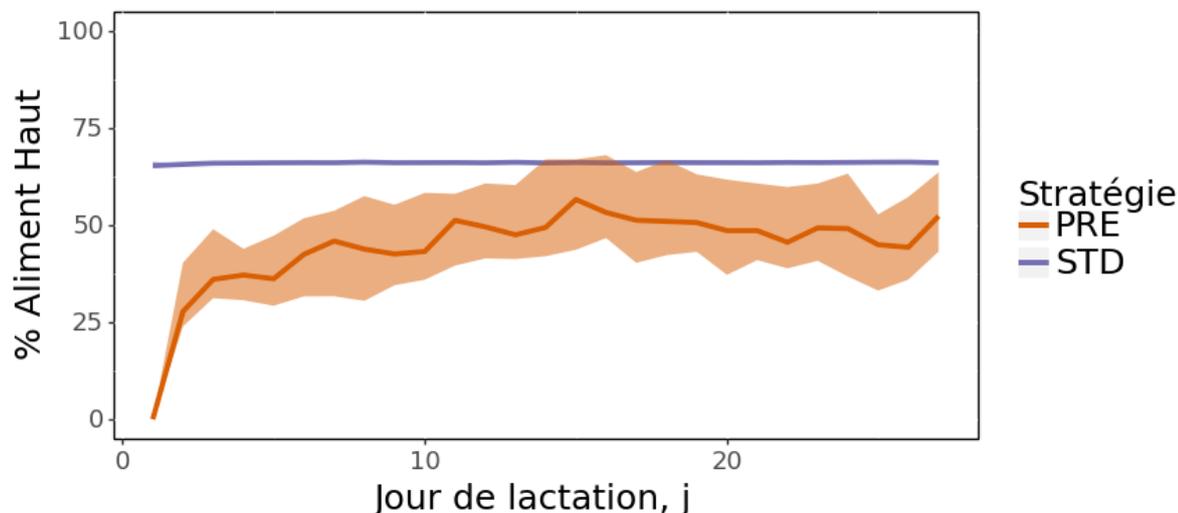


FIGURE 6.C.1 – Influence du stade de lactation sur la quantité d'aliment Haut distribuée, selon la stratégie d'alimentation (PRE : alimentation de précision, STD : alimentation conventionnelle). La limite basse, le trait, et la limite haute représentent respectivement le premier quartile, la médiane, et le troisième quartile.

faibles pour PRE (respectivement 3,1 et 3,3 g/kg pour PRE et STD, $P < 0.001$). La proportion de l'aliment "Haut" dans la ration était significativement différente ($P < 0.001$) entre les truies PRE (47,4%) et STD (66,0%).

Dynamique des apports en nutriments pendant la lactation

Pour la stratégie d'alimentation PRE, la proportion relative des aliments Haut et Bas est variable entre les truies et évolue au cours du temps (figure 6.C.1), alors que conformément au protocole expérimental elle est fixe pour les truies du traitement STD (66% d'aliment Haut). Les truies PRE ont reçu en moyenne 47,4% ($\pm 22,4$) d'aliment Haut dans leur ration. Dans le détail, cette proportion s'élevait à 36,3% ($\pm 25,3$) la première semaine, 49,9% ($\pm 21,0$) la deuxième semaine, 54,5 ($\pm 19,5$) la troisième semaine et 49,5 ($\pm 18,2$) la quatrième semaine.

Les différences entre les apports réalisés et les besoins *ex post* en lysine digestible sont comparées sur une échelle journalière (Figure 6.C.2) et une échelle hebdomadaire (figure 6.C.3). En moyenne, les truies STD ont reçu plus de lysine digestible que leur besoin, cet excès étant plus important en début de lactation. Toutefois, compte tenu la grande variabilité des besoins, la différence entre apports et besoins est également très variable, et en fin de lactation certaines truies STD présentent des déficits d'apports. En moyenne, les truies PRE ont reçu un peu moins de lysine digestible que leurs besoins, en particulier en fin de lactation. Sur une échelle de temps hebdomadaire (Figure 6.C.3), les proportions de truies recevant des apports adéquats en lysine (+5%), proche des besoins (entre -15% et +15%), ou présentant de forts excès ou de forts

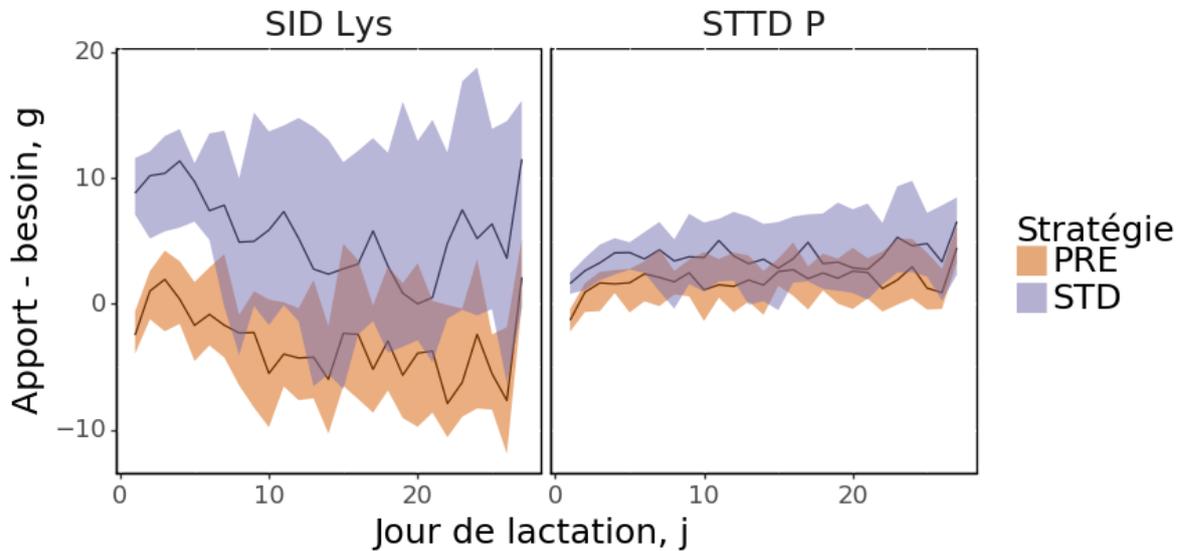


FIGURE 6.C.2 – Influence du stade de lactation sur l'estimation de la différence entre les apports nutritionnels et les besoins journaliers *ex post* (gauche : Lys DIS, droite : P STTD), selon la stratégie d'alimentation (PRE : alimentation de précision, STD : alimentation conventionnelle). La limite basse, le trait, et la limite haute représentent respectivement le premier quartile, la médiane, et le troisième quartile.

déficits (>15%) diffèrent significativement entre les deux traitements. La proportion de truies STD avec un apport en lysine Lys dépassant leurs besoins de plus de 15% s'élève à 73%, 33%, 30% et 33%, respectivement aux semaines 1, 2, 3, et 4+. Elle est beaucoup plus faible pour le traitement PRE avec moins de 9% des truies concernées en semaine 1 et moins de 5% par la suite. À l'inverse, la fréquence de truies présentant des déficits modérés est plus élevée pour le traitement PRE. La différence entre les besoins et les apports moyens en phosphore digestible est plus élevée pour le traitement STD et varie assez peu au cours de la lactation.

Bilan d'azote et phosphore

Les bilans de N et P au cours de la lactation sont présentés dans le tableau 6.C.4. L'apport en azote était plus faible, d'environ 7,7%, chez les truies PRE par rapport aux truies STD, la différence étant plus élevée pour l'apport Lys digestible (-14,3%). L'azote dans le lait était légèrement plus élevé, d'environ 2%, chez les truies PRE que chez les truies STD, alors que l'azote mobilisé pour les réserves corporelles était plus faible (3,7 contre 7,1 g/j). Au final, ces variations s'accompagnent d'une réduction de 18,7% de l'excrétion de N chez les truies PRE comparativement aux truies STD. L'apport de P était plus faible, d'environ 6,5%, chez les truies PRE par rapport aux truies STD, la différence étant presque la même pour l'apport de P digestible (-8,8%). Ces variations s'accompagnent d'une réduction de 12,9% de l'excrétion de P chez les truies PRE com-

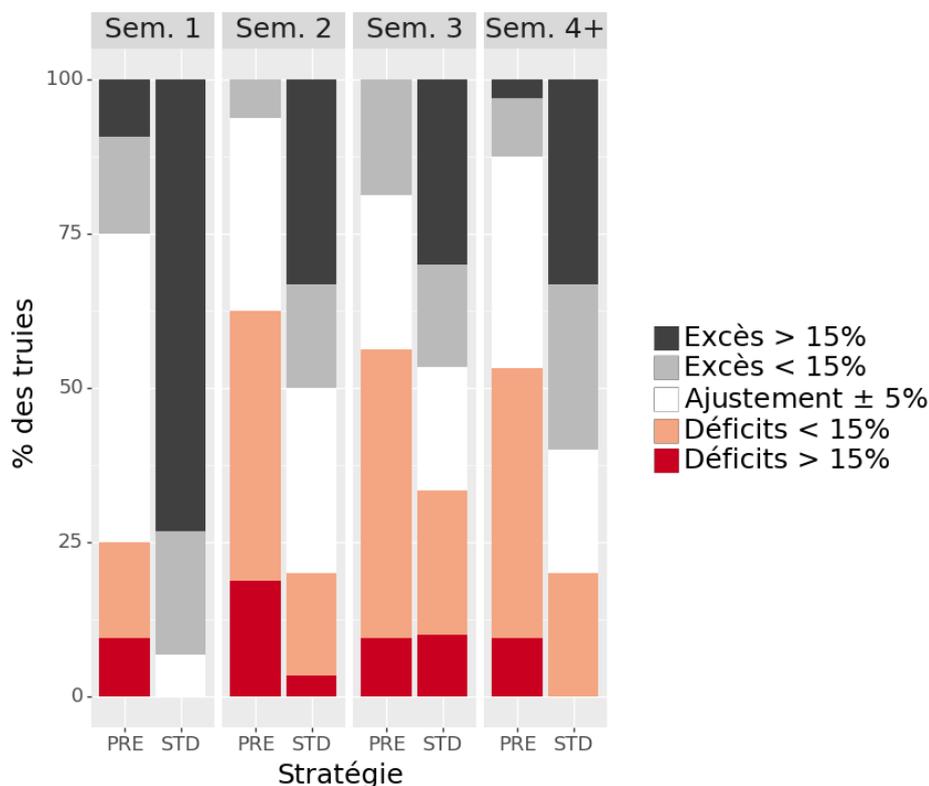


FIGURE 6.C.3 – Influence de la stratégie d'alimentation (PRE : alimentation de précision, STD : alimentation conventionnelle) sur la proportion des truies recevant une quantité de Lys DIS en excès (> 15% ; < 15%), ajustée, ou déficitaire (> 15% ; < 15%) par rapport aux besoins nutritionnels *ex post* moyens par semaine

parativement aux truies STD. Le coût des aliments, formulé en fonction des prix des ingrédients alimentaires de juillet 2020, était plus faible de 2,5% pour la stratégie PRE (291€/t) que pour la stratégie STD (298€/t).

Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier tout le personnel de l'UE3P ayant participé à l'organisation et au déroulement de l'essai, dans les conditions particulières de l'année 2020. Les auteurs remercient également JYGA Technologies (Québec, Canada) pour leur appui technique avec les distributeurs d'aliment lors de la mise en place de l'essai.

TABLEAU 6.C.4 – Influence de la stratégie d'alimentation (PRE : alimentation de précision, STD : alimentation conventionnelle) sur les apports en Lys DIS et P STTD, et les bilans N et P

	Stratégie ²		Variation %
	PRE	STD	
Nombre de truies	32	30	
Consommation, kg/d	6.92	7.03	-1.6
Lys DIS ingéré, g/d	51.7	60.3	-14.3
P STTD ingéré, g/d	21.4	23.5	-8.8
N Balance, g/d			
ingéré	168.5	182.5	-7.7
dans le lait	87.0	85.0	2.4
issu des réserves corporelles	3.7	7.1	-48.7
excrété	85.1	104.7	-18.7
excrété, %	51.3	57.4	-10.6
P Balance, g/d			
ingéré	37.8	40.5	-6.5
dans le lait	17.2	16.8	2.4
excrété	20.6	23.7	-12.9
excrété, %	54.3	58.1	-6.6
Coût alimentaire, €/t	291.03	298.42	-2.5

DISCUSSION GÉNÉRALE

Nous avons construit au cours de cette thèse un système d'alimentation de précision des truies en lactation reposant sur la modulation journalière des apports à l'échelle de l'individu. Ce système intègre de multiples sources de variabilité des besoins nutritionnels sur la base de données acquises à haut débit en élevage. Il est également en mesure de formuler des recommandations d'apports nutritionnels en temps réel à l'échelle de la truie. À ce titre, ce système introduit un profond changement de paradigme dans l'établissement des recommandations d'apports nutritionnels, jusqu'à présent calculées à l'échelle du troupeau de truies et le plus souvent de façon statique tout au long de la lactation.

La démarche de construction de l'Outil d'Aide à la Décision (OAD) s'est appuyée sur la combinaison d'un modèle nutritionnel *mécaniste*, *individu-centré*, et *dynamique* pour la détermination des besoins nutritionnels de la truie, avec des algorithmes de *clustering* et d'*apprentissage supervisé* pour la prédiction en temps réel de certaines performances de la truie et de sa portée, qui ne peuvent pas être mesurées régulièrement en élevage. L'approche par modélisation permet de mobiliser des connaissances expertes du domaine de la nutrition de la truie en lactation, tandis que l'approche par machine learning permet de tirer parti des données abondamment collectées en élevage aujourd'hui.

Dans cette discussion, nous revenons d'abord sur la construction des composants de l'OAD ayant permis de mettre en œuvre ce système d'alimentation de précision. Nous nous intéressons ensuite à l'évaluation en conditions expérimentales du système d'alimentation dans son ensemble, afin de dresser certaines pistes d'amélioration et perspectives pour son utilisation en élevage.

7.1 Construction des composants de l'outil d'aide à la décision

7.1.1 Originalités apportées par le modèle nutritionnel

Structure générale

La principale originalité du modèle nutritionnel proposé réside dans sa conception *individuelle* et *dynamique*. Le modèle détermine des besoins nutritionnels journaliers selon une approche factorielle à partir d'un flux journalier de données collectées à l'échelle de chaque truie.

Ce flux de données représente les performances individuelles de la truie en lactation au travers i) des évènements liés à la mise-bas (date de mise-bas, rang de portée, poids vif et Épaisseur de Lard Dorsal (ELD) de la truie, nombre et poids des porcelets à la naissance et après homogénéisation des portées), ii) des évènements survenant en cours de lactation (mouvements de porcelets entre portées, mortalité de porcelets, et ingestion journalière de la truie), et iii) des évènements propres au sevrage (date de sevrage, nombre et poids des porcelets sevrés). Les données de poids vif et d'ELD de la truie sont par exemple utilisées pour quantifier les besoins d'entretien de chaque truie et en simuler l'évolution en lactation. Les données relatives à la taille et à la croissance de la portée sont quant à elles utilisées pour calibrer une courbe de production laitière pour chaque truie, et déterminer les besoins nutritionnels qui y sont associés.

À notre connaissance, ce modèle est le premier à inclure la variabilité individuelle des performances afin de déterminer les besoins nutritionnels des truies en lactation. Des approches similaires ont cependant été menées chez la truie en gestation (Dourmad *et al.*, 2017 ; Gaillard, Quiniou *et al.*, 2020) et le porc à l'engraissement (Hauschild *et al.*, 2012). L'approche factorielle utilisée pour la détermination des besoins nutritionnels repose sur des connaissances précises et récentes des mécanismes d'utilisation des nutriments chez la truie en lactation, dont certains ont fait l'objet d'ajustements pour une utilisation dynamique et par individu. Le modèle permet *in fine* de mettre en évidence des différences de besoins nutritionnels entre truies, au cours de la lactation, mais aussi entre élevages.

Grâce à cette conception individu-centrée et dynamique, le modèle a permis d'éclairer l'influence de la production laitière et de l'appétit des truies sur la quantité et la composition de la ration devant être délivrée chaque jour. Il apparait que ces besoins nutritionnels exprimés par kilogramme d'aliment consommé sont plus variables dans les populations de truies en lactation que chez les porcs en croissance. Ceci s'explique à la fois par la forte variabilité de l'appétit et de la production laitière des truies. Cette observation renforce l'intérêt de développer l'alimentation de précision en lactation afin de mieux adapter les apports nutritionnels aux besoins journaliers de chaque truie.

Par ailleurs, le modèle nutritionnel ainsi développé offre la double possibilité d'être utilisé soit avec des données journalières historiques, soit avec des données journalières acquises en temps réel. Utilisé avec des données historiques, le modèle permet d'évaluer les besoins nutritionnels *ex post* de chaque truie. Les données sur la taille et la croissance de portée participent alors à l'évaluation de la production laitière passée. Les données sur la consommation d'aliment journalière de la truie sont quant à elles utilisées pour déterminer les besoins nutritionnels par kilogramme d'aliment. Comme nous l'avons montré dans le chapitre 3, il est ainsi possible de déterminer des recommandations d'apports nutritionnels spécifiques à chaque élevage en prenant en compte la variabilité entre animaux (Gauthier *et al.*, 2019). Utilisé en temps réel, le modèle offre la possibilité de contrôler *ex ante* l'alimentation de précision, lorsqu'il est couplé

à des algorithmes de prédiction du poids de portée au sevrage et de l'ingestion (Section 7.1.2). L'information sur la taille de portée acquise en temps réel permet de moduler les besoins nutritionnels de production selon le nombre de porcelets.

Ajustement des mécanismes de détermination des besoins nutritionnels

La mise au point de ce modèle nutritionnel a été l'occasion d'ajuster et de préciser certains aspects de détermination des besoins nutritionnels du modèle InraPorc[®], sur lequel notre modèle s'appuie en grande partie.

En particulier, l'efficacité d'utilisation des Acides Aminés (AA) pour la production laitière a notablement été revue comparativement au modèle InraPorc[®]. En effet, les modèles d'estimation des besoins nutritionnels à l'échelle du troupeau utilisent une valeur d'efficacité plus faible afin de prendre en compte la variabilité individuelle. Par exemple, l'efficacité d'utilisation de la lysine digestible pour la production de lait retenue par le [NRC \(2012\)](#) est de 0,67, ce qui représente un ajustement de la valeur de référence de 0,75 pour prendre en compte la variabilité individuelle. Cette valeur est cohérente avec d'autres valeurs mesurées pour des groupes de truies ([Huber et al., 2015](#)). À l'inverse, lorsque l'on estime des besoins individuels, l'efficacité d'utilisation doit correspondre à une efficacité maximale, pour des animaux nourris légèrement en dessous de leurs besoins nutritionnels. L'efficacité d'utilisation de la lysine digestible pour la production de lait retenue dans cette thèse (0,78), sur la base des résultats de [Dourmad et al. \(1998\)](#) est légèrement supérieure à la valeur de référence proposée par le [NRC \(2012\)](#), et très voisine de la valeur de 0,80 utilisée par [Strathe et al. \(2015\)](#).

Une autre innovation de notre modèle consiste à intégrer les quantités d'énergie, de protéines, et d'AA issues de la régression utérine *post partum* comme source de nutriments d'origine non-alimentaire à disposition de l'organisme de la truie. A partir des données disponibles dans la littérature, nous avons estimé la demi-vie du poids de l'utérus à 6,2 jours, ce qui est en accord avec les observations de [Kiracofe \(1980\)](#). Cette courte demi-vie entraîne une fourniture de nutriments d'origine non alimentaire principalement en début de lactation, à hauteur de 6,2% des besoins en lysine digestible la première semaine de lactation, ce qui est légèrement inférieur à la contribution de 9% calculée par [Feyera et Theil \(2014\)](#). La contribution de l'utérus à la couverture des besoins en Énergie Métabolisable (EM) (1,6% la première semaine) est bien inférieure à celle estimée pour les AA. La contribution de l'utérus à la fourniture des besoins en phosphore n'a pas pu être estimée par manque d'information sur la teneur en phosphore des tissus de l'utérus, mais elle est vraisemblablement négligeable.

Selon notre modèle, la production laitière apparaît être la principale cause de l'augmentation des besoins au cours de la lactation, et explique plus de 90% de la variabilité des besoins nutritionnels journaliers. L'allure de production laitière que nous avons utilisée provient de la méta-analyse d'[Hansen et al. \(2012\)](#). Cette allure entraîne un pic de production laitière au cours

de la troisième semaine de lactation, ce qui correspond aux observations faites par différents auteurs (Salmon-Legagneur, 1958 ; Etienne *et al.*, 1998 ; Theil *et al.*, 2012). En comparaison avec la courbe de production laitière utilisée dans le modèle InraPorc (Dourmad *et al.*, 2008), dérivée de Whittemore et Morgan (1990), la courbe ici utilisée prédit une moindre quantité de nutriments exportés dans le lait en début de lactation, suivie d'une augmentation plus rapide par la suite. Le choix de l'allure de production laitière affecte donc la prédiction de la production laitière journalière et la dynamique des besoins nutritionnels prédits. Compte tenu du peu d'informations disponibles dans la littérature au sujet de la production laitière au cours des premiers jours de lactation, cette prédiction reste relativement incertaine pour cette période, même si l'utilisation des résultats de méta-analyse a permis d'en affiner la connaissance (Hansen *et al.*, 2012). Le présent modèle n'a pas permis d'intégrer des facteurs liés à l'environnement faute de données suffisantes au moment de la collecte des données pour cette étude. L'effet de la température, connu pour affecter la production laitière des truies, pourrait par exemple être intégré dans une future version de ce modèle.

La consommation d'aliment est un facteur important de variabilité des besoins nutritionnels exprimés par kilogramme d'aliment. Ainsi, malgré une production laitière plus faible, les truies primipares présentent des besoins nutritionnels plus élevés par kilogramme d'aliment du fait de leur niveau d'ingestion plus faible que celui des truies multipares. Par conséquent, la consommation d'aliment est un facteur clé à prendre en compte dans l'estimation de la composition de la ration permettant de satisfaire les besoins de la truie en lactation.

7.1.2 Originalités apportées par les algorithmes de prédiction

Les algorithmes d'apprentissage automatique permettent de tirer parti de la collecte toujours plus importante de données en élevage. Ils sont également des composants de plus en plus incontournables en élevage de précision (Halachmi *et al.*, 2019), de par leur capacité 1) à traiter des données hétérogènes et massives, 2) à extraire des connaissances nouvelles, sans hypothèses préalables quant à la nature des relations à découvrir entre les données, et 3) à bâtir des modèles prédictifs performants. Nous en avons proposé deux au cours de cette thèse, le premier relevant d'un *apprentissage supervisé* pour prédire le poids de la portée au sevrage, le second relevant du *clustering* et de la *prédiction de séries temporelles* représentant la consommation journalière individuelle des truies.

Prédiction du poids de portée au sevrage

Une première méthode d'apprentissage automatique a été mise au point pour la prédiction du poids de portée au sevrage. L'apprentissage supervisé est réalisé selon l'approche décrite par Valletta *et al.* (2017) (Figure 1.16).

Comme nous l'avons vu au chapitre 1, la capacité des algorithmes de machine learning à prédire efficacement des données nouvelles dépend directement de la qualité des attributs utilisés lors de l'apprentissage. Les attributs que nous avons sélectionnés proviennent de facteurs identifiés dans la littérature pour leur influence sur les performances de portée, la production laitière des truies et l'export de nutriments dans le lait. Il s'agit de la durée de lactation, du nombre de porcelets et du poids de portée à la naissance, du rang de portée des truies, et du mois de mise-bas. Le nom de l'élevage a également été conservé comme attribut important puisque les données utilisées provenaient de plusieurs sites gérés de façon indépendante.

Cet ensemble d'attributs a permis d'expliquer 54% de la variance observée pour la croissance de portée, ce qui est en accord avec les résultats de [Ngo et al. \(2012b\)](#) qui obtenaient un coefficient de détermination r^2 de 50%. Parmi ces attributs, il apparaît que le nombre de porcelets allaités a la plus forte influence sur la croissance de portée, ce qui est en accord avec les observations d'[Orgeur et al. \(2004\)](#) et [Dourmad et al. \(2012\)](#). L'effet de l'élevage est également important et pourrait être lié à d'autres facteurs connus pour affecter les performances de portée, comme l'origine génétique des truies, les pratiques alimentaires pendant la lactation et les conditions environnementales ([Etienne et al., 2000](#) ; [Orgeur et al., 2004](#) ; [Quesnel et al., 2015](#)). Aucun attribut susceptible de représenter ces différents effets n'était disponible en quantité suffisante dans notre base de données. L'utilisation de l'attribut relatif à l'effet de l'élevage semble avoir permis, au moins en partie, de compenser cette absence d'information au travers d'un attribut unique. Cet effet de l'élevage pourrait être précisé ultérieurement à partir d'informations telles que la quantité d'aliment distribuée aux porcelets allaités, la température ambiante, ou le taux de mortalité des porcelets en lactation. Le rang de portée et le mois de mise bas semblent quant à eux avoir une influence relative plus faible, bien que significative, sur la croissance de portée.

La collecte des attributs utilisés ne nécessite pas de manipulation spécifique de la truie ou de ses porcelets pendant l'allaitement, ce qui nous semble important au regard des difficultés associées à la mise en œuvre des méthodes habituelles de détermination de la production laitière (Weigh-Suckle-Weigh (WSW) et oxyde de deutérium (D_2O), section 1.3.1). Les attributs sélectionnés pour l'apprentissage de l'algorithme de prédiction relèvent donc d'un compromis intéressant entre la représentativité des facteurs connus pour influencer les performances de portée et leur accessibilité en élevage.

Le meilleur algorithme a permis de prédire le poids de portée au sevrage avec une erreur moyenne absolue de 9,01%, ce qui constitue, à notre connaissance, une première référence en la matière. Cette qualité de prédiction est obtenue après un entraînement spécifique sur chaque élevage d'un algorithme ensembliste de régression par vote. Sur la base de la prédiction du poids de portée au sevrage, nous avons également prédit d'autres performances nécessaires au fonctionnement en temps réel du système d'alimentation de précision des truies en lactation,

comme la croissance de portée et les quantités d'énergie et de protéines exportées dans le lait par la truie. Ces performances sont utilisées par le modèle nutritionnel pour l'estimation des besoins individuels et journaliers. L'application des transformations linéaires bijectives décrites dans le chapitre 4 au poids de portée au sevrage prédit permet de prédire la croissance de portée avec une erreur moyenne absolue de 11,0%, et la quantité de protéines exportées dans le lait avec une erreur moyenne absolue de 10,3%. Ces erreurs de prédiction sont donc légèrement plus élevées que l'erreur obtenue pour la prédiction du poids de portée au sevrage (9,01%). Outre l'aspect fonctionnel de ces prédictions complémentaires pour l'estimation des besoins nutritionnels journaliers et individuels (Dourmad *et al.*, 2008 ; NRC, 2012 ; Gauthier *et al.*, 2019), l'application de transformations au poids de portée prédit au sevrage présente l'intérêt de ne réaliser l'étape d'apprentissage qu'une seule fois, sur le poids de portée au sevrage, et d'obtenir des prédictions pour de multiples performances.

Les algorithmes de régression linéaire, avec ou sans pénalisation de la norme ℓ_1 , ont permis d'obtenir des performances de prédiction du poids de portée au sevrage comparables (9,24% et 9,29%, respectivement). Au regard de leur faible coût de calcul, ces algorithmes nous semblent également être appropriés pour obtenir des prédictions rapides et fiables à partir d'un nombre limité d'attributs. De plus, la faible amélioration des prédictions apportées par des algorithmes de machine learning plus avancés tels que les méthodes ensemblistes ou de réseaux de neurones artificiels, ne semblent pas justifiée au regard de la perte d'interprétabilité qu'ils induisent. Par ailleurs, les algorithmes de régression linéaire peuvent être entraînés sur un équipement informatique standard, tels que ceux disponibles en élevage, et ne nécessitent pas d'infrastructure supplémentaire. La prédiction avec ces algorithmes pourrait ainsi être embarquée dans des OAD installés en élevage. Ceci est d'autant plus important que les performances de prédiction risquent de diminuer au cours du temps, au fur et à mesure de l'évolution des pratiques d'élevage ou de la génétique des truies. Dans ces différentes situations, il est alors nécessaire de ré-entraîner les algorithmes régulièrement.

Prédiction de la consommation individuelle journalière

Une seconde méthode d'apprentissage automatique a été mise au point pour prédire en temps réel la consommation individuelle et journalière des truies en lactation. Cette prédiction permet d'établir des recommandations d'apports nutritionnels par kilogramme d'aliment, et d'estimer la composition idéale de la ration en fonction de l'appétit de chaque truie. La méthode proposée combine un apprentissage hors ligne des comportements alimentaires des truies par *clustering*, avec une méthode en ligne de *prédiction de séries temporelles*.

Grâce à la mesure de la corrélation croisée normalisée, l'apprentissage hors ligne avec l'algorithme *k-Shape* est relativement rapide, comparativement à d'autres méthodes de *clustering de séries temporelles* reposant par exemple sur la mesure *Dynamic Time Warping*. L'allure des tra-

jectoires obtenues reflètent les pratiques alimentaires et le niveau moyen d'ingestion de chaque élevage, cohérentes avec la bibliographie (Koketsu *et al.*, 1996). Le temps de calcul dépend principalement du nombre de séries temporelles utilisées, variant de quelques minutes à quelques heures sur un ordinateur de puissance moyenne, comme ceux disponibles en élevage. La procédure d'apprentissage hors ligne nécessite quelques centaines de séries temporelles pour identifier des groupes de trajectoires de consommation spécifiques aux truies d'un élevage donné. Les résultats indiquent que les trajectoires de consommation des truies en lactation sont peu nombreuses, bien qu'une forte variabilité individuelle subsiste au cours de la lactation. Cet apprentissage hors ligne nécessite donc très peu de paramètres.

La recherche de 2 à 4 trajectoires de consommation au sein d'un élevage semble en effet être suffisante. D'après nos résultats, la valeur de $k = 2$ maximise l'indice Silhouette dans chacun des six élevages ayant fourni des données. L'indice Silhouette est strictement positif (0,20 en moyenne) ce qui indique que les séries temporelles proches de leur cluster d'appartenance. Toutefois, la relative faiblesse de l'indice suggère que les clusters peuvent se chevaucher sur une certaine période de la lactation et que certaines séries temporelles peuvent présenter des similarités avec d'autres clusters (Rousseeuw, 1987).

En effet, dans les différents clusters, l'évolution de la consommation alimentaire jusqu'au 5^{ème} jour de lactation est assez similaire, ce qui reflète l'augmentation progressive de la ration allouée par l'éleveur au cours des 4 à 7 premiers jours de lactation afin d'éviter des perturbations digestives (Göransson, 1989). Cela pourrait être lié aux pratiques d'alimentation, à l'augmentation progressive de leurs besoins nutritionnels due à l'augmentation de la production laitière, comme démontré par le modèle nutritionnel proposé dans cette thèse (chapitre 3), ou à l'adaptation progressive de leur tube digestif (Theil, 2015).

La méthode de prédiction en ligne pour une truie démarre par l'attribution de l'une des trajectoires identifiées dans l'élevage, ce qui rend l'approche facilement compréhensible. Cette attribution est réalisée sur la base de la mesure de corrélation croisée normalisée entre les trajectoires identifiées hors ligne et les consommations de la truie enregistrées en ligne depuis sa mise-bas. L'absence d'utilisation des trajectoires identifiées hors ligne dans le processus de prédiction ne permet pas de prédire efficacement la consommation individuelle et journalière, en particulier au cours des 11 premiers jours de lactation. Au delà, l'utilisation des trajectoires ne permet pas d'amélioration nette de la prédiction, ce qui s'explique par une variabilité journalière propre à chaque truie élevée.

La prédiction en ligne nécessite moins d'une seconde d'exécution par truie par jour, et peu de ressources informatiques. Elle pourrait donc être exécutée dans le système de contrôle des distributeurs connectés. Préalablement, un nettoyage des séries temporelles est obligatoire afin d'éliminer les éventuelles données provenant d'un enregistrement anormal par l'automate, et ainsi, sécuriser la prédiction en ligne de la consommation individuelle et journalière.

7.2 Évaluation de la mise en œuvre de l’outil d’aide à la décision

L’analyse de la mise en œuvre de l’OAD repose sur les résultats de deux essais menés conjointement au Canada et en France, et présentés au chapitre 6.

7.2.1 Structure générale de l’OAD

L’OAD que nous avons construit repose sur le modèle nutritionnel et les deux algorithmes de prédiction présentés ci-dessus, tous ces composants utilisant des données collectées en temps réel sur l’élevage pendant la lactation. L’OAD comporte également une interface Homme-Machine pour la collecte de certaines observations par l’éleveur, et un système de connexion avec l’automate de distribution de chaque truie. Les données ainsi collectées permettent de prendre en compte de nombreuses sources de variabilité des besoins nutritionnels et de formuler des recommandations d’apports individualisées en temps réel afin de les couvrir. Cet OAD introduit donc un profond changement de paradigme, par rapport aux pratiques des systèmes d’alimentation conventionnels. Ces derniers considèrent en effet généralement des besoins à l’échelle du troupeau et la composition de l’aliment reste identique tout au long de la lactation. À notre connaissance, cet OAD est le premier développé pour l’alimentation de précision en temps réel des truies en lactation. Cependant, des approches similaires ont été menées chez le porc en croissance (Hauschild *et al.*, 2012) et la truie en gestation (Dourmad *et al.*, 2017 ; Gaillard, Quiniou *et al.*, 2020).

7.2.2 Évaluation des stratégies alimentaires

Le niveau moyen d’ingestion d’aliment s’élève à 6,5 kg/j dans l’essai canadien et de 7,0 kg/j dans l’essai français. Cette différence s’explique vraisemblablement par la plus courte durée de lactation dans le contexte canadien (20 jours en moyenne contre 27,9 jours). Les valeurs de l’essai canadien sont comparables à celles rapportées au cours du chapitre 3 pour des élevages commerciaux avec des lactations d’une durée comparable (6,5 et 5,8 kg/j), et celles rapportées par Hojgaard *et al.* (2019) (6,3 kg/j). Les valeurs de l’essai français sont comparables à celles présentées par Pedersen *et al.* (2016) (6,9 kg/j en moyenne) pour des lactations de 28 jours.

Les pertes au niveau de l’ELD, généralement associées aux déficits énergétiques (Noblet, 1990) sont relativement faibles dans les deux essais (Canada : 3,4 mm, France : 4,0 mm) et n’étaient pas différentes selon les stratégies alimentaires. Ceci est en accord avec des niveaux d’ingestion en EM comparables entre les stratégies alimentaires au sein d’un même essai. Ces valeurs sont aussi du même ordre que celles observées par Strathe *et al.* (2017), d’environ 2,9 mm, quoiqu’un peu plus fortes dans l’essai français.

Dans l’essai canadien, les pertes de poids vif étaient significativement plus élevées pour les

truies alimentées selon le protocole *précision* (7,7 kg) que celles alimentées selon le protocole *standard* (2,1 kg). Les pertes excessives de poids vif pendant la lactation sont généralement associées à des retours en œstrus retardés après sevrage (Quesnel, 2005). Cependant, dans l'essai canadien, malgré une perte de poids un peu plus importante, l'Intervalle Sevrage-Œstrus (ISO) des truies du groupe *precision* n'était pas plus long que celui des truies du groupe *standard*. Ceci pourrait s'expliquer par le fait que ces pertes de poids restent en fait assez faibles. En effet, à partir d'une revue de littérature, Pedersen *et al.* (2016) rapportent que les truies prolifiques alimentées *ad libitum* peuvent perdre entre 10 et 30 kg de poids vif au cours de leur lactation. La différence de perte de poids vif entre les deux stratégies alimentaires observée dans l'essai canadien pourrait être liée à des apports en AA insuffisants (Strathe *et al.*, 2019), probablement causés par une faible performance de l'algorithme de prédiction de la croissance de portée. Dans l'essai français, les pertes de poids vif sont en moyenne de 10,8 kg pour les deux stratégies d'alimentation, sans différence significative.

Les croissances de portée observées dans chacun des essais sont très élevées avec respectivement 3,0 kg/j et 3,1 kg/j pour les essais canadien et français. Ces valeurs correspondent aux meilleures performances des élevages utilisés dans le chapitre 4 (3,0 kg/j) et par Gourley *et al.* (2020), à savoir 2,6 kg/j et 3,0 kg/j. Une légère réduction significative de la croissance de portée de 3% a été observée dans l'essai canadien, entre les truies du groupe *précision* et les truies du groupe *standard*. Étant donné que le niveau d'ingestion d'EM est le même pour les truies des deux stratégies dans cet essai, il semble que cette différence s'explique par des apports insuffisants en AA pour certaines truies. Les truies alimentées selon la stratégie *précision* ont certainement mobilisé de plus grandes quantités de protéines corporelles afin de satisfaire les besoins élevés de leur portée (Trottier *et al.*, 2015). Cette mobilisation plus forte n'a toutefois pas permis d'atteindre le niveau de performance des truies du groupe *standard* nourries très probablement en excès par rapport à leurs besoins. Ceci serait alors en accord avec la plus forte perte de poids vif pour les truies de la stratégie *précision* discutée précédemment. Par contre, aucune différence n'a été trouvée quant à la croissance des portées de l'essai français, la croissance de portée étant même numériquement plus élevée dans le lot *précision*. Il est toutefois à noter que la puissance statistique de l'essai canadien avec 240 truies par traitement était bien supérieure à celle de l'essai français, permettant ainsi de mettre en évidence de faibles différences entre traitements.

L'analyse des besoins nutritionnels *ex post* de l'essai canadien indique également que les besoins en lysine digestible ont probablement été un peu sous-estimés par l'OAD. Ceci est encore plus vrai si l'on considère que les besoins en lysine digestible correspondent potentiellement à ceux observés pour les truies de la stratégie *standard*. Cette sous-estimation des besoins en AA par l'OAD pourrait s'expliquer soit par une sur-estimation de la consommation des truies, soit par une sous-estimation de la croissance de portée. Comme l'ingestion a été légèrement

sous-évaluée, la sous-estimation des besoins en AA semble s'expliquer par la sous-estimation de la croissance de portée. Des recherches sur l'origine de cette sous-estimation montrent que la performance de l'algorithme de prédiction de la croissance de portée évolue de manière conséquente au cours de l'essai. Il paraîtrait donc important d'améliorer cet algorithme de prédiction. Ceci passe par l'identification d'attributs complémentaires permettant d'expliquer une part plus importante de la variabilité des performances de portée (Section 7.2.3).

Dans l'essai français, l'analyse des besoins nutritionnels *ex post* est plus délicate du fait d'un plus faible effectif. Toutefois les tendances sont les mêmes que celles observées dans l'essai canadien, les apports moyens de lysine étant en moyenne un peu inférieurs au besoin avec la stratégie *précision* alors que c'est l'inverse pour la stratégie *standard*.

D'un point de vue dynamique, l'utilisation de l'OAD dans chacun des essais a permis de mieux prendre en compte l'évolution des besoins au cours de la lactation. Dans l'essai canadien, hormis le premier jour pour lequel il n'y avait pas de prédiction disponible pour la consommation d'aliment à l'échelle individuelle, le pourcentage d'incorporation de l'aliment "Haut" dans la ration des truies du groupe *précision* a augmenté au cours de la première semaine de lactation puis a diminué légèrement au cours du temps. Ceci semble lié à une augmentation plus rapide des besoins nutritionnels liés à l'exportation de nutriments dans le lait que celle de la capacité d'ingestion (Hansen *et al.*, 2012). Après le pic de production laitière, la moindre incorporation de l'aliment "Haut" dans la ration des truies du groupe *précision* semble liée à l'augmentation de la consommation d'aliment. Les truies du groupe *standard* ont quant à elles reçu le même aliment tout au long de la lactation, ce qui explique que l'écart ingestion-besoins évolue au cours de la période de lactation. À l'inverse, pour les truies du groupe *précision*, les besoins nutritionnels et la composition de la ration évoluent simultanément, ce qui permet d'obtenir un équilibre moyen quasi parfait entre les apports et les besoins nutritionnels. Cet équilibre est moins bien respecté pour le P digestible, avec une tendance à l'augmentation des excès dans toutes les stratégies alimentaires suivies. Pour les truies du groupe *précision*, cela s'explique par le fait que la composition de la ration est optimisée pour couvrir en priorité les besoins en lysine digestible.

Dans l'essai français, on constate que l'aliment "Haut" a davantage été incorporé dans la ration des truies du groupe *précision*. Ceci s'explique par le fait que la teneur en lysine digestible de l'aliment "Haut" est plus proche des besoins moyens du troupeau dans l'essai français que dans l'essai canadien. Son incorporation augmente par ailleurs jusqu'au 15^{ème} jour de lactation, ce qui est plus tardif que dans l'essai canadien, et s'explique par des pratiques alimentaires différentes entre les deux élevages. Ceci démontre la capacité d'adaptation de l'OAD dans des contextes différents.

Dans l'essai canadien, les apports nutritionnels formulés selon la stratégie d'alimentation *standard* sont très élevés et permettent de couvrir les besoins de la plupart des truies du troupeau

(lysine digestible : 84,7% des truies, phosphore digestible : 88,4% des truies), mais entraîne des excréments d'azote et de phosphore plus importantes. Dans cet essai, la stratégie d'alimentation de précision a permis de réduire l'excrétion d'azote et de phosphore de respectivement 28,0% et 27,2%. Dans l'essai français, le régime *standard* était moins riche en protéines et en phosphore, cette stratégie a permis de réduire les excréments d'azote et de phosphore de seulement 18,7% et 12,9%. Ces écarts entre essais reflètent en fait des différences dans la composition des aliments utilisés en routine dans les deux élevages. Toutefois, dans les deux situations, les résultats vont dans le sens d'une réduction de l'excrétion de nutriments pour l'alimentation de précision. Ceci est en accord avec les réductions d'excrétion d'azote et de phosphore de 38% observées chez le porc en croissance par [Pomar et al. \(2011\)](#) et les réductions d'excrétion de 16,7% pour l'azote et de 15,4% pour le phosphore rapportées chez la truie en gestation par [Gaillard, Quiniou et al. \(2020\)](#).

Des réductions de coût alimentaire sont observées dans l'essai canadien (-11,7%) et dans l'essai français (-2,5%). La différence entre les deux essais provient des différences de coût de l'aliment standard, résultant de pratiques et de contextes économiques potentiellement différents. Des réductions de coût alimentaire associées à l'utilisation de l'alimentation de précision ont également été rapportées chez le porc en croissance (-10,5%, [Pomar et al., 2011](#)), et chez la truie en gestation (-3,6%, [Gaillard, Quiniou et al., 2020](#)). L'alimentation de précision semble donc être une stratégie intéressante pour réduire le coût alimentaire, ainsi que l'excrétion de nutriments chez les truies en lactation. Comme nous l'avons vu, l'intensité de ces réductions est relative à la composition de l'aliment *standard*. Du fait de la légère baisse de performances observées dans l'essai canadien, il est à noter que ces réductions seraient sans doute légèrement moins prononcées à performances égales.

7.2.3 Voies d'améliorations et recommandations

L'analyse des performances de chacun des composants de l'OAD en conditions réelles d'expérimentation a permis de relever certaines voies d'amélioration pour de futures mises en œuvre du système d'alimentation de précision en lactation. Nous proposons ici de classer ces observations par ordre d'importance en proposant certaines évolutions le cas échéant, afin d'améliorer les performances de l'OAD.

a) L'algorithme de prédiction du poids de portée au sevrage et des performances de portée associées nécessite d'être complété par un mécanisme de détection et de correction des dérives conceptuelles. Cette expression qualifie une situation dans laquelle la structure "apprise" des données pendant l'apprentissage de l'algorithme ne convient plus au moment de son utilisation à des fins de prédiction ([Žliobaite et al., 2016](#)). La dégradation des performances dans l'essai canadien semble avoir été progressive, et avoir eu lieu entre le début et la fin du mois de septembre 2020 (Figure 7.2.1). De façon intéressante, cette erreur de prédiction est restée plus faible chez

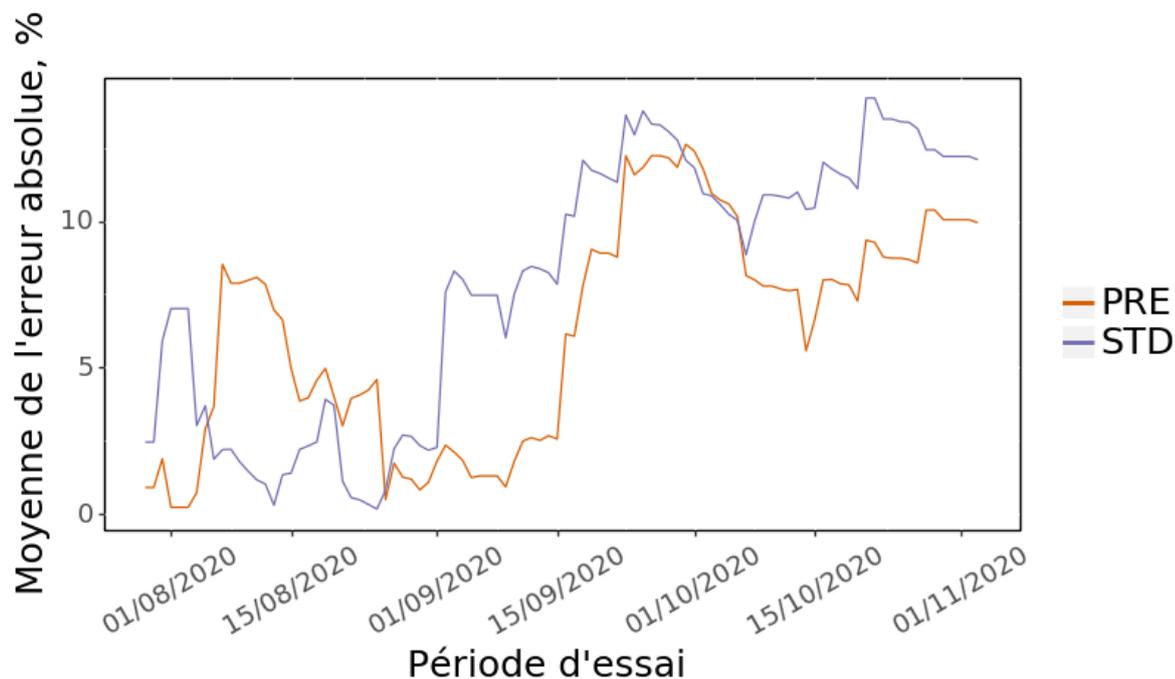


FIGURE 7.2.1 – Illustration de la dérive conceptuelle ayant eu lieu pendant l’essai canadien pour la prédiction de la croissance de portée.

les truies du groupe *précision*, ce qui semble indiquer que celles-ci ont davantage mobilisé leurs réserves de protéines corporelles afin de satisfaire les besoins nutritionnels des porcelets allaités. Ce composant de l’OAD pourrait être amélioré en intégrant des attributs liés aux conditions environnementales des animaux (effet de la température) dans la collecte des données. Il semble également indispensable d’ajouter un mécanisme permettant à l’algorithme de réapprendre, au moins partiellement, la structure des données (Gama *et al.*, 2014), par exemple à partir des données collectées au moment du sevrage de chaque bande. Toutefois, en élevage commercial, dans le cas où le système d’alimentation existant serait intégralement remplacé par ce système d’alimentation de précision, l’absence de témoin sur les performances de portée complique la mise en place de mécanismes face au problème de dérive conceptuelle.

b) L’algorithme de prédiction de la consommation individuelle journalière constitue un deuxième levier qui pourrait contribuer à une amélioration de l’ajustement dynamique entre les apports nutritionnels et les besoins journaliers. Par comparaison avec l’algorithme de prédiction du poids de portée au sevrage, ce deuxième algorithme semble moins souffrir des problèmes de dérives conceptuelles. Ceci s’explique par le fait que la prédiction utilise à la fois des données historiques du troupeau et les données en temps réel de chaque truie (Chapitre 5). Cependant, afin d’améliorer l’ajustement dynamique des apports, il pourrait être intéressant de mieux connaître la structure des variations journalières autour des comportements alimentaires

extraits par *clustering* de séries temporelles. De premières observations semblent indiquer qu'il pourrait s'agir d'un bruit résiduel ou d'une non-stationnarité de la variance, mais des recherches approfondies doivent être menées à ce sujet. Si une structure particulière émergeait de cette analyse, il serait alors intéressant d'ajouter une composante de saisonnalité (Cleveland *et al.*, 1990) à notre méthode de prédiction.

c) Le modèle nutritionnel utilise pour son fonctionnement des informations telles que le poids vif et l'ELD collectées à l'échelle individuelle. Peu d'élevages commerciaux sont aujourd'hui équipés de balances permettant de peser les truies au moment de leurs transferts avant mise-bas et après lactation entre la salle de gestation et la maternité (Brossard *et al.*, 2016). Une alternative moins précise consiste à utiliser des poids vif et des ELD estimés selon le rang de portée ou l'âge de la truie.

L'évaluation des concepts ayant servi à construire le modèle nutritionnel est une tâche plus difficile, et non réalisable en dehors de protocoles expérimentaux sophistiqués et coûteux. Ces concepts représentent en effet des fonctions biologiques difficiles à quantifier. Une marge de sécurité pourrait être appliquée pour couvrir l'incertitude des paramètres les plus critiques pour l'alimentation de la truie en lactation. La valeur de cette marge de sécurité résulte d'un compromis entre les risques (augmentations de l'excrétion et du coût alimentaire) et les bénéfices attendus (sécurisation des apports nutritionnels, amélioration des performances et du bien-être). Cette approche pourrait être particulièrement intéressante pour la détermination de la croissance de portée et par conséquent de la production laitière, dont la prédiction ne prend en compte qu'une faible part (de l'ordre de 50%) de la variabilité.

Dans son format actuel, le modèle permet néanmoins d'identifier *a posteriori* l'origine de dysfonctionnements lorsqu'il est utilisé pour recalculer les besoins *ex post* des truies. À ce titre, il offre des voies d'améliorations aux algorithmes de prédiction de la consommation et du poids de portée au sevrage.

Finalement, l'interface Homme-Machine pourrait facilement être complétée par des informations utiles à l'éleveur, tels que des graphiques de consommation individuelle ou par bande. Ceci faciliterait sa prise en main et une adoption rapide. Cette interface pourrait également être connectée à des Systèmes de Gestion de l'Information dédiés à la gestion technico-économique des élevages de truies, où ces informations ont déjà été renseignées.

CONCLUSION GÉNÉRALE

L'outil d'aide à la décision construit au cours de cette thèse pour les truies en lactation repose sur les principes de l'alimentation de précision. Il constitue le premier outil permettant d'estimer de manière dynamique les besoins nutritionnels à l'échelle individuelle et de formuler des recommandations en temps réel permettant de les couvrir. Il combine pour cela une approche de modélisation des besoins nutritionnels adaptée à un fonctionnement à l'échelle de l'individu, avec des approches de machine learning pour la prédiction des paramètres nécessaires au calcul des besoins, à partir de données accessibles aujourd'hui à haut débit en élevage.

La construction du modèle nutritionnel a permis de mieux qualifier et quantifier la variabilité individuelle et journalière des besoins nutritionnels des truies. Celle-ci est fortement influencée par la production laitière et la consommation d'aliment. Les recommandations d'apports doivent donc être formulées à l'échelle de la truie en tenant compte de ces deux facteurs à l'échelle de la truie dans la perspective de l'alimentation de précision. Les besoins liés à la production laitière, difficilement mesurable, peuvent être prédits à partir d'approches d'apprentissage supervisé. Cet apprentissage mobilise un nombre restreint d'attributs sur la truie et sa portée. A partir de données de consommation issues de distributeurs automatiques, l'utilisation d'algorithmes non-supervisés de clustering, dédiés aux séries temporelles, a permis d'identifier des comportements alimentaires récurrents au sein de chaque élevage. Ces comportements ont été utilisés pour prédire la consommation d'aliment des truies, ce qui a ensuite permis d'ajuster la composition de la ration sur la base de la consommation espérée de la truie.

L'outil d'aide à la décision a été mis en œuvre au cours de deux essais. Le modèle nutritionnel a permis de simuler l'utilisation des nutriments par différentes fonctions biologiques en temps réel. La combinaison des comportements alimentaires identifiés dans chaque élevage avec des données de consommation collectées en temps réel a permis de prédire efficacement la consommation d'aliment des truies. La prédiction en temps réel des performances de portée est plus difficile et nécessite un ré-apprentissage régulier des algorithmes à partir des performances récentes de l'élevage considéré afin de sécuriser les apports nutritionnels.

Ce premier système d'alimentation de précision en lactation introduit donc un profond changement de paradigme dans l'établissement des recommandations d'apports nutritionnels par rapport aux systèmes conventionnels. Les résultats obtenus au cours des essais vont dans le sens d'une réduction des excréments de nutriments, d'une réduction du coût alimentaire, et d'une meilleure couverture des besoins par rapport aux systèmes d'alimentation conventionnels, ce qui contribue *in fine* à une meilleure utilisation des ressources alimentaires en élevage.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Alexandratos, N. & Bruinsma, J. 2012. World agriculture towards 2030/2050 : the 2012 revision. <https://doi.org/10.22004/ag.econ.288998> (cf. p. 1)
- Algers, B. & Jensen, P. 1991. Teat stimulation and milk production during early lactation in sows : Effects of continuous noise. *Canadian Journal of Animal Science*, 71(1), 51-60. <https://doi.org/10.4141/cjas91-006> (cf. p. 41)
- Allain, C., Chanvallon, A. A., Clement, P., Guatteo, R. R. & Bareille, N. N. 2014. Élevage de précision : périmètre, applications et perspectives en élevage bovin. 21. *Rencontres Recherches Ruminants (3R)*, (21ème ed.), 422 p. (Cf. p. 16, 17).
- Alsahaf, A., Azzopardi, G., Ducro, B., Hanenberg, E., Veerkamp, R. F. & Petkov, N. 2018. Prediction of slaughter age in pigs and assessment of the predictive value of phenotypic and genetic information using random forest. *Journal of Animal Science*, 96(12), 4935-4943. <https://doi.org/10.1093/jas/sky359> (cf. p. 55)
- Berckmans, D. 2017. General introduction to precision livestock farming. *Animal Frontiers*, 7(1), 6-11. <https://doi.org/10.2527/af.2017.0102> (cf. p. 15, 16)
- Bergsma, R., Kanis, E., Verstegen, M. W. A. & Knol, E. F. 2007. Genetic parameters and predicted selection results for maternal traits related to lactation efficiency in sows. *Journal of animal science*, 86(5), 1067-1080. <https://doi.org/10.2527/jas.2007-0165> (cf. p. 44)
- Bewley, J. 2010. Precision dairy farming : advanced analysis solutions for future profitability. *Proceedings of the first North American conference on precision dairy management, Toronto, Canada*, 2-5 (cf. p. 15).
- Bidanel, J.-P., Silalahi, P., Tribout, T., Canario, L., Ducos, A., Garreau, H., Gilbert, H., Larzul, C., Milan, D., Riquet, J., Schwob, S., Mercat, M.-J., Hassenfratz, C., Bouquet, A., Bazin, C. & Bidanel, J. 2020. Cinquante années d'amélioration génétique du porc en France : bilan et perspectives. *INRAE Productions Animales*, 33(1). <https://doi.org/10.20870/productions-animales.2020.33.1.3092> (cf. p. 44)
- Black, J. L. 2009. Models to predict feed intake. In D. Torrallardona & E. Roura (Éd.), *Voluntary feed intake in pigs*. Wageningen Academic Publishers. (Cf. p. 41).
- Black, J. L., Mullan, B. P., Lorsch, M. L. & Giles, L. R. 1993. Lactation in the sow during heat stress. *Livestock production science*, 35(1-2), 153-170 (cf. p. 40, 45).

-
- Boser, B. E., Guyon, I. M. & Vapnik, V. N. 1992. A training algorithm for optimal margin classifiers. *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, 144-152 (cf. p. 52).
- Bournazel, M., Lessire, M., Duclos, M. J., Magnin, M., Mème, N., Peyronnet, C., Recoules, E., Quinsac, A., Labussière, E. & Narcy, A. 2018. Effects of rapeseed meal fiber content on phosphorus and calcium digestibility in growing pigs fed diets without or with microbial phytase. *animal*, 12(1), 34-42. <https://doi.org/10.1017/S1751731117001343> (cf. p. 38)
- Breiman, L. 2001. Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32 (cf. p. 55).
- Brossard, L., Quiniou, N., Dourmad, J. -Y. & van Milgen, J. 2010. A herd modelling approach to determine the economically and environmentally most interesting dietary amino acid level during the fattening period. (Cf. p. 3).
- Brossard, L., Dourmad, J.-Y., Van Milgen, J. J., Marcon, M. & Quiniou, N. 2016. Élevage de précision en filière porcine : état des lieux et enjeux. *Élevage de précision*. Editions France Agricole. (Cf. p. 18, 19, 21, 193).
- Buis, R. Q. & de Lange, C. 2016. *Development and application of a precision feeding program using electronic sow feeders and effect on gestating primiparous sow performance* (Master). University of Guelph. (Cf. p. 28).
- Burlacu, G., Iliescu, M. & Caramida, P. 1983. Efficiency of food utilization by pregnant and lactating sows. *Archiv für Tierernaehrung*, 33(1), 23-45. <https://doi.org/10.1080/17450398309425669> (cf. p. 35)
- Busnel, F. & Quiniou, N. 2019. Précision de l'information collectée chaque heure par un accéléromètre fixé à l'oreille de la truie gestante pour la caractérisation de son activité physique. *Journées de la Recherche Porcine*, 51, 19-24 (cf. p. 22).
- Calinski, T. & Harabasz, J. 1974. A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 3(1), 1-27. <https://doi.org/10.1080/03610927408827101> (cf. p. 51)
- Carpenter, S. R., Caraco, N. F., Correll, D. L., Howarth, R. W., Sharpley, A. N. & Smith, V. H. 1998. Nonpoint pollution of surface waters with phosphorus and nitrogen. *Ecological Applications*, 8(3), 559-568. [https://doi.org/10.1890/1051-0761\(1998\)008\[0559:NPOSWW\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1890/1051-0761(1998)008[0559:NPOSWW]2.0.CO;2) (cf. p. 1)
- Cleveland, R. B., Cleveland, W. S., McRae, J. E. & Terpenning, I. 1990. STL : A seasonal-trend decomposition. *Journal of official statistics*, 6(1), 3-73 (cf. p. 193).
- Cornou, C. & Kristensen, A. R. 2013. Use of information from monitoring and decision support systems in pig production : Collection, applications and expected benefits. *Livestock Science*, 157(2-3), 552-567. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2013.07.016> (cf. p. 18-23)

-
- Cornou, C., Lundbye-Christensen, S. & Kristensen, A. R. 2011. Modelling and monitoring sows' activity types in farrowing house using acceleration data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 76(2), 316-324. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2011.02.010> (cf. p. 22)
- CVB. 2000. Veevoedertabel. *Lelystad, The Netherlands* (cf. p. 37).
- Darragh, A. J. & Moughan, P. 1998. The composition of colostrum and milk. *The Lactating Sow* (p. 3-21). Wageningen Pers, Wageningen. (Cf. p. 30, 31).
- Davies, D. L. & Bouldin, D. W. 1979. A Cluster Separation Measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-1*(2), 224-227. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.1979.4766909> (cf. p. 51)
- den Hartog, L. A., Backus, G. & Vermeer, H. M. 1993. Evaluation of housing systems for sows. *Journal of Animal Science*, 71(5), 1339-1344. <https://doi.org/10.2527/1993.7151339x> (cf. p. 8, 9)
- Devillers, N., Van Milgen, J., Prunier, A. & Le Dividich, J. 2004. Estimation of colostrum intake in the neonatal pig. *Animal Science*, 78(02), 305-313 (cf. p. 31).
- Devillers, N., Le Dividich, J. & Prunier, A. 2006. Physiologie de la production de colostrum chez la truie. *Productions Animales*, 19(1), 29 (cf. p. 6).
- Dourmad, J.-Y. 1988. Ingestion spontanée d'aliment chez la truie en lactation : de nombreux facteurs de variation. *INRA Productions Animales*, 1(2), 141-146 (cf. p. 41-43, 45).
- Dourmad, J.-Y. 2019. Evolution of the feeding approach in sows during the last decades. *Nutrition of hyperprolific sows* (np). Novus International Inc. (Cf. p. 3).
- Dourmad, J.-Y., Boudon, A. & Narcy, A. 2020. Le phosphore dans les systèmes d'élevage. *INRAE Productions Animales*, 33(1). <https://doi.org/10.20870/productions-animales.2020.33.1.3126> (cf. p. 1)
- Dourmad, J.-Y., Brossard, L., Pomar, C., Pomar, J., Gagnon, P. & Cloutier, L. 2017. Development of a decision support tool for precision feeding of pregnant sows. *Precision Livestock Farming*, 584-592 (cf. p. 3, 4, 28, 182, 188).
- Dourmad, J.-Y., Etienne, M., Prunier, A. & Noblet, J. 1994. The effect of energy and protein intake of sows on their longevity : a review. *Livestock Production Science*, 40(2), 87-97 (cf. p. 3, 7).
- Dourmad, J.-Y., Le Velly, V., Lechartier, C., Gourdine, J.-L. & Renaudeau, D. 2015. Influence de la température ambiante chez la truie allaitante, une approche par méta-analyse et modélisation. 47. *Journées de la recherche porcine*, np (cf. p. 41, 46).
- Dourmad, J.-Y., Noblet, J. & Étienne, M. 1998. Effect of Protein and Lysine Supply on Performance, Nitrogen Balance, and Body Composition Changes of Sows during Lactation. *Journal of Animal Science*, 76(2), 542-550. <https://doi.org/10.2527/1998.762542x> (cf. p. 36, 44, 183)

-
- Dourmad, J.-Y., Quiniou, N., Heugebaert, S., Paboeuf, F. & Ngo, T. T. 2012. Effect of parity and number of suckling piglets on milk production of sows. *Book of Abstracts of the 63rd Annual Meeting of the European Association for Animal Production* (p. 44). Wageningen Academic publishers. <https://doi.org/10.3920/978-90-8686-761-5>. (Cf. p. 185)
- Dourmad, J., Étienne, M., Valancogne, A., Dubois, S., van Milgen, J. & Noblet, J. 2008. InraPorc : A model and decision support tool for the nutrition of sows. *Animal Feed Science and Technology*, 143(1-4), 372-386. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2007.05.019> (cf. p. 11, 12, 29, 30, 32-36, 38, 40, 184, 186)
- Du, X., Carpentier, L., Teng, G., Liu, M., Wang, C. & Norton, T. 2020. Assessment of Laying Hens' Thermal Comfort Using Sound Technology. *Sensors*, 20(2), 473. <https://doi.org/10.3390/s20020473> (cf. p. 53)
- Eastham, P. R., Smith, W. C., Whittemore, C. T. & Phillips, P. 1988. Responses of lactating sows to food level. *Animal Science*, 46(1), 71-77. <https://doi.org/10.1017/S0003356100003123> (cf. p. 13)
- Eissen, J. J., Apeldoorn, E. J., Kanis, E., Verstegen, M. W. A. & De Greef, K. H. 2003. The importance of a high feed intake during lactation of primiparous sows nursing large litters. *Journal of animal science*, 81(3), 594-603 (cf. p. 12).
- Eissen, J. J., Kanis, E. & Kemp, B. 2000. Sow factors affecting voluntary feed intake during lactation. *Livestock Production Science*, 64(2-3), 147-165. [https://doi.org/10.1016/S0301-6226\(99\)00153-0](https://doi.org/10.1016/S0301-6226(99)00153-0) (cf. p. 14, 44, 45)
- Escalante, H. J., Rodriguez, S. V., Cordero, J., Kristensen, A. R. & Cornou, C. 2013. Sow-activity classification from acceleration patterns : A machine learning approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, 93, 17-26. <https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2013.01.003> (cf. p. 53)
- Etienne, M., Legault, C., Dourmad, J. Y. & Noblet, J. 2000. Production laitière de la truie : Estimation, composition, facteurs de variation et évolution. *Journées de la Recherche Porcine*, 32, 253-264 (cf. p. 13, 31, 39-41, 185).
- Etienne, M., Noblet, J., Dourmad, J. Y. & Fortune, H. 1989. Etude du besoin en lysine des truies en lactation, 101-108 (cf. p. 36).
- Etienne, M., Dourmad, J.-Y. & Noblet, J. 1998. The influence of some sow and piglet characteristics and of environmental conditions on milk production. In M. Verstegen, P. Moughan & J. Schrama (Éd.), *The Lactating Sow* (p. 285-299). Wageningen Academic Publishers. (Cf. p. 184).
- European Commission. 2020. A Farm to Fork Strategy for a fair, healthy and environmentally-friendly food system, COM/2020/381 final. (Cf. p. 1).
- Feyera, T. & Theil, P. K. 2014. Nutrient balances of energy, lysine and nitrogen in late gestating and early lactating sows. *Book of Abstracts of the 65th Annual Meeting of the European*

-
- Association for Animal Production* (p. 342). Wageningen Academic Publishers. <https://doi.org/10.3920/978-90-8686-799-8>. (Cf. p. 183)
- Feyera, T. & Theil, P. K. 2017. Energy and lysine requirements and balances of sows during transition and lactation : A factorial approach. *Livestock Science*, 201, 50-57. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2017.05.001> (cf. p. 37)
- Gaillard, C., Brossard, L. & Dourmad, J.-Y. 2020. Improvement of feed and nutrient efficiency in pig production through precision feeding. *Animal Feed Science and Technology*, 268, 114611. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2020.114611> (cf. p. 18, 19, 21-23)
- Gaillard, C., Quiniou, N., Gauthier, R., Cloutier, L. & Dourmad, J.-Y. 2020. Evaluation of a decision support system for precision feeding of gestating sows. *Journal of Animal Science*, 98(9). <https://doi.org/10.1093/jas/skaa255> (cf. p. 25, 28, 182, 188, 191)
- Gama, J., Žliobaitė, I., Bifet, A., Pechenizkiy, M. & Bouchachia, A. 2014. A survey on concept drift adaptation. *ACM Computing Surveys*, 46(4), 1-37. <https://doi.org/10.1145/2523813> (cf. p. 192)
- García, R., Aguilar, J., Toro, M., Pinto, A. & Rodríguez, P. 2020. A systematic literature review on the use of machine learning in precision livestock farming. *Computers and Electronics in Agriculture*, 179(October), 105826. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105826> (cf. p. 2)
- Gauthier, R., Largouët, C., Gaillard, C., Cloutier, L., Guay, F. & Dourmad, J.-Y. 2019. Dynamic modeling of nutrient use and individual requirements of lactating sows. *Journal of Animal Science*, 97(7), 2822-2836. <https://doi.org/10.1093/jas/skz167> (cf. p. 182, 186)
- Germain, G., Labrecque, J., Rivest, J. & Gouineau, F. 2020. Étude de l'effet du moment d'une insémination unique sur la fertilité des truies. *Journées de la Recherche Porcine*, 52, 391-396 (cf. p. 23).
- Géron, A. 2019. *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow : Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems*. O'Reilly Media. (Cf. p. 48).
- González-Vega, J. C. & Stein, H. H. 2014. Calcium Digestibility and Metabolism in Pigs. *Asian-Australasian Journal of Animal Sciences*, 27(1), 1-9. <https://doi.org/10.5713/ajas.2014.r.01> (cf. p. 38)
- Göransson, L. 1989. The Effect of Feed Allowance in Late Pregnancy on the Occurrence of Agalactia Post Partum in the Sow. *Journal of Veterinary Medicine Series A*, 36(1-10), 505-513. <https://doi.org/10.1111/j.1439-0442.1989.tb00760.x> (cf. p. 2, 187)
- Gorczyca, M. T., Milan, H. F. M., Maia, A. S. C. & Gebremedhin, K. G. 2018. Machine learning algorithms to predict core, skin, and hair-coat temperatures of piglets. *Computers and Electronics in Agriculture*, 151, 286-294. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.06.028> (cf. p. 56)

-
- Gourley, K. M., Woodworth, J. C., DeRouchey, J. M., Tokach, M. D., Dritz, S. S. & Goodband, R. D. 2020. Effects of soybean meal concentration in lactating sow diets on sow and litter performance and blood criteria. *Translational Animal Science*, 4(2), 594-601. <https://doi.org/10.1093/tas/txaa037> (cf. p. 189)
- Gueguen, L. & Perez, J. M. 1981. A re-evaluation of recommended dietary allowances of calcium and phosphorus for pigs. *Proceedings of the Nutrition Society*, 40(3), 273-278. <https://doi.org/10.1079/PNS19810043> (cf. p. 38)
- Guillemet, R., Dourmad, J. Y. & Meunier-Salaün, M. C. 2006. Feeding behavior in primiparous lactating sows : Impact of a high-fiber diet during pregnancy. *Journal of animal science*, 84(9), 2474. <https://doi.org/10.2527/jas.2006-024> (cf. p. 42)
- Guo, Y., He, D. & Song, H. 2018. Region detection of lesion area of knee based on colour edge detection and bilateral projection. *Biosystems Engineering*, 173, 19-31. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.12.006> (cf. p. 54)
- Gustafsson, B. 1983. Effects of sow housing systems in practical pig production. *Transactions of the ASAE*, 26(4), 1181-1185 (cf. p. 8).
- Halachmi, I. & Guarino, M. 2016. Editorial : Precision livestock farming : a 'per animal' approach using advanced monitoring technologies. *animal*, 10(9), 1482-1483. <https://doi.org/10.1017/S1751731116001142> (cf. p. 15)
- Halachmi, I., Guarino, M., Bewley, J. & Pastell, M. 2019. Smart Animal Agriculture : Application of Real-Time Sensors to Improve Animal Well-Being and Production. *Annual Review of Animal Biosciences*, 7(1), 403-425. <https://doi.org/10.1146/annurev-animal-020518-114851> (cf. p. 17, 184)
- Han, J., Pei, J. & Kamber, M. 2011. *Data mining : concepts and techniques*. Elsevier. (Cf. p. 4, 47, 48, 50, 53, 54).
- Hansen, A. V., Strathe, A. B., Kebreab, E., France, J. & Theil, P. K. 2012. Predicting milk yield and composition in lactating sows : A Bayesian approach. *Journal of Animal Science*, 90(7), 2285-2298. <https://doi.org/10.2527/jas.2011-4788> (cf. p. 32, 33, 37, 39, 183, 184, 190, 215)
- Hansen, M. F., Smith, M. L., Smith, L. N., Salter, M. G., Baxter, E. M., Farish, M. & Grieve, B. 2018. Towards on-farm pig face recognition using convolutional neural networks. *Computers in Industry*, 98, 145-152. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.02.016> (cf. p. 20)
- Hauschild, L., Lovatto, P. A., Pomar, J. & Pomar, C. 2012. Development of sustainable precision farming systems for swine : Estimating realtime individual amino acid requirements in growing-finishing pigs. *Journal of Animal Science*, 90(7), 2255-2263. <https://doi.org/10.2527/jas.2011-4252> (cf. p. 25, 26, 182, 188)

-
- Henry, Y. 1993. Affinement du concept de la protéine idéale pour le porc en croissance. *INRA Productions Animales*, 6(3), 199-212 (cf. p. 36).
- Hojgaard, C. K., Bruun, T. S. & Theil, P. K. 2019. Optimal lysine in diets for high-yielding lactating sows. *Journal of Animal Science*, 97(10), 4268-4281. <https://doi.org/10.1093/jas/skz286> (cf. p. 188)
- Hostiou, N., Allain, C., Chauvat, S., Turlot, A., Pineau, C. & Fagon, J. 2014. L'élevage de précision : quelles conséquences pour le travail des éleveurs? (S. Ingrand & R. Baumont, Éd.). *INRA Productions Animales*, 27(2), 113-122 (cf. p. 15-18).
- Huber, L., de Lange, C. F. M., Krogh, U., Chamberlin, D. & Trottier, N. L. 2015. Impact of feeding reduced crude protein diets to lactating sows on nitrogen utilization. *Journal of Animal Science*, 93(11), 5254-5264. <https://doi.org/10.2527/jas.2015-9382> (cf. p. 183)
- Hurley, W. 2015. 9. Composition of sow colostrum and milk. *The gestating and lactating sow* (p. 193-230). Wageningen Academic Publishers. https://doi.org/10.3920/978-90-8686-803-2_9. (Cf. p. 30, 31)
- IFIP. 2016. *Porc par les chiffres, la filière porcine en France, dans l'UE et le monde (2016 - 201)*. IFIP-Institut du Porc. (Cf. p. 6, 7, 14).
- James, G., Witten, D., Hastie, T. & Tibshirani, R. 2013. *An Introduction to Statistical Learning* (T. 103). Springer New York. <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7138-7>. (Cf. p. 51, 52)
- Jia, G., Li, W., Meng, J., Tan, H. & Feng, Y. 2020. Non-Contact Evaluation of Pigs' Body Temperature Incorporating Environmental Factors. *Sensors*, 20(15), 4282. <https://doi.org/10.3390/s20154282> (cf. p. 53)
- Jondreville, C. & Dourmad, J. Y. 2005. Phosphorus in pig nutrition. *INRA Productions Animales*, 18(3), 183-192 (cf. p. 1, 37, 38).
- Jongbloed, A. W., Everts, H., Kemme, P. A. & Mroz, Z. 1999. Quantification of absorbability and requirements of macroelements. In I. Kyriazakis (Éd.), *A quantitative biology of the pig* (p. 275-298). CABI Publishing. (Cf. p. 38).
- King, R. H. 1987. Nutritional anoestrus in young sows. *Pig News Info*, 8, 15-22 (cf. p. 14).
- King, R. H. & Dunkin, A. C. 1986. The effect of nutrition on the reproductive performance of first-litter sows 3. The response to graded increases in food intake during lactation. *Animal Science*, 42(1), 119-125. <https://doi.org/10.1017/S0003356100017803> (cf. p. 13)
- King, R. H., Toner, M. S., Dove, H., Atwood, C. S. & Brown, W. G. 1993. The response of first-litter sows to dietary protein level during lactation. *Journal of Animal Science*, 71(9), 2457-2463. <https://doi.org/10.2527/1993.7192457x> (cf. p. 13)
- Kiracofe, G. H. 1980. Uterine involution : its role in regulating postpartum intervals. *Journal of animal science*, 51(Supplement II), 16-28 (cf. p. 183).

-
- Koketsu, Y., Dial, G. D., Pettigrew, J. E., Marsh, W. E. & King, V. L. 1996. Characterization of feed intake patterns during lactation in commercial swine herds. *Journal of animal science*, 74(6), 1202-1210 (cf. p. 43-45, 187).
- Krieter, J., Stamer, E. & Junge, W. 2006. Control Charts and Neural Networks for Oestrus Detection in Dairy Cows. In K.-O. Wenkel, P. Wagner, M. Morgenstern, K. Luzi & P. Eisermann (Éd.), *Land- und Ernährungswirtschaft im Wandel : Aufgaben und Herausforderungen für die Agrar- und Umwelteinformatik, Referate der 26. GIL Jahrestagung, 6.-8. März 2006, Potsdam, Germany* (p. 133-136). Gl. (Cf. p. 55).
- Krystallis, A., de Barcellos, M. D., Kügler, J. O., Verbeke, W. & Grunert, K. G. 2009. Attitudes of European citizens towards pig production systems. *Livestock Science*, 126(1-3), 46-56. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2009.05.016> (cf. p. 1)
- Kuhn, M. & Johnson, K. 2013. *Applied Predictive Modeling*. Springer New York. <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-6849-3>. (Cf. p. 47, 49, 55)
- Labrecque, J., Gouineau, F., Rivest, J. & Germain, G. 2020. Suivi individuel des porcs et collecte de métriques comportementales en temps réel avec des caméras de sécurité. *Journées de la Recherche Porcine*, 52, 379-384 (cf. p. 22).
- Laisse, S., Gaudre, D., Salaün, Y. & Dourmad, J.-Y. 2018. Évaluation de la contribution nette des élevages de porcs en France à la production alimentaire de protéines pour l'Homme. 50. *Journées de la Recherche Porcine* (cf. p. 2).
- Largouët, C. 2019. *Intelligence Artificielle pour l'aide à la décision des systèmes dynamiques : Diagnostic, Prévision, Recommandation d'actions* (Habilitation à Diriger des Recherches). (Cf. p. 47, 52).
- Le Gall, M., Montagne, L., Meunier-Salaun, M. C. & Noblet, J. 2009. Valeurs nutritives des fibres, conséquences sur la santé du porcelet et le bien-être de la truie. *Productions Animales*, 22(1), 17 (cf. p. 2).
- Liakos, K., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S. & Bochtis, D. 2018. Machine Learning in Agriculture : A Review. *Sensors*, 18(8), 2674. <https://doi.org/10.3390/s18082674> (cf. p. 50)
- Lloyd, S. 1982. Least squares quantization in PCM. *IEEE transactions on information theory*, 28(2), 129-137 (cf. p. 54).
- Madsen, T. N. & Kristensen, A. R. 2005. A model for monitoring the condition of young pigs by their drinking behaviour. *Computers and Electronics in Agriculture*, 48(2), 138-154. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2005.02.014> (cf. p. 21)
- Marcon, M., Salaun, M.-C., Le Mer, M. & Rousselière, Y. 2017. Accelerometer technology to perform precision feeding of pregnant sows and follow their health status. 8. *European Conference on Precision Livestock Farming (ECPLF)*, np (cf. p. 22, 23).

-
- Martel, G., Dourmad, J.-Y. & Dedieu, B. 2008. Do labour productivity and preferences about work load distribution affect reproduction management and performance in pig farms. *Livestock Science*, 116(1-3), 96-107. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2007.09.012> (cf. p. 8)
- Martel, G. 2008. *Pratiques d'élevage, productivité des troupeaux de truies et rythmes de travail des éleveurs en production porcine : une approche par modélisation* (Theses). AgroParisTech. (Cf. p. 8, 9)
Diplôme : Ph. D.
- Mémento de l'éleveur de porc. 2013. IFIP-Institut du porc. (Cf. p. 8, 42).
- Messias de Bragança, M., Mounier, A. M. & Prunier, A. 1998. Does feed restriction mimic the effects of increased ambient temperature in lactating sows? *Journal of Animal Science*, 76(8), 2017. <https://doi.org/10.2527/1998.7682017x> (cf. p. 40)
- Meunier-Salaün, M.-C. S., Bizeray, D., Colson, V. V., Courboulay, V., Lensink, J., Prunier, A. A., Remience, V. & Vandenheede, M. 2007. Bien-être et élevage des porcs. *Productions animales*, 20(1), 73-80 (cf. p. 2).
- Misiura, M. M., Filipe, J. A. N., Walk, C. L. & Kyriazakis, I. 2018. Do not neglect calcium : a systematic review and meta-analysis (meta-regression) of its digestibility and utilisation in growing and finishing pigs. *British Journal of Nutrition*, 119(11), 1207-1219. <https://doi.org/10.1017/S0007114518000612> (cf. p. 38)
- Mitchell, T. M. 1997. *Machine Learning*. McGraw-Hill. (Cf. p. 47).
- Ngo, T. T., Quiniou, N., Heugebaert, S., Paboeuf, F. & Dourmad, J.-Y. 2012a. Influence du rang de portée et du nombre de porcelets allaités sur la production laitière des truies. 44. *Journées de la recherche porcine*, np (cf. p. 39, 40).
- Ngo, T. T., Quiniou, N., Heugebaert, S., Paboeuf, F. & Dourmad, J.-Y. 2012b. Influence du rang de portée et du nombre de porcelets allaités sur la production laitière des truies. 44. *Journées de la recherche porcine*, np (cf. p. 185).
- Nichols, G. E., Gourley, K. M., DeRouchey, J. M., Woodworth, J. C., Tokach, M. D., Dritz, S. S., Goodband, R. D. & Frobose, H. L. 2017. Validation of Individual Computerized Sow Feeding Systems in Lactation. *Kansas Agricultural Experiment Station Research Reports*, 3(7). <https://doi.org/10.4148/2378-5977.7459> (cf. p. 27)
- Noblet, J. & Etienne, M. 1986. Effect of energy level in lactating sows on yield and composition of milk and nutrient balance of piglets. *Journal of animal science*, 63(6), 1888-1896. <https://doi.org/10.2527/jas1986.6361888x> (cf. p. 3, 13)
- Noblet, J., Henry, Y. & Dubois, S. 1987. Effect of protein and lysine levels in the diet on body gain composition and energy utilization in growing pigs. *Journal of animal science*, 65(3), 717-726 (cf. p. 36).

-
- Noblet, J., Shi, X. S. & Dubois, S. 1993. Metabolic utilization of dietary energy and nutrients for maintenance energy requirements in sows : basis for a net energy system. *British Journal of Nutrition*, 70(02), 407. <https://doi.org/10.1079/BJN19930135> (cf. p. 33)
- Noblet, J. 1990. *Bases d'estimation du besoin énergétique de la truie au cours du cycle de reproduction* (thèse de doct.). Paris 6, France. (Cf. p. 45, 188).
- Noblet, J., Dourmad, J.-Y. & Etienne, M. 1990. Energy utilization in pregnant and lactating sows : modeling of energy requirements. *Journal of animal science*, 68(2), 562-572. <https://doi.org/10.2527/1990.682562x> (cf. p. 3, 11, 34)
- Noblet, J., Dourmad, J.-Y. J.-Y. & Van Milgen, J. J. 2016. Etat des lieux et perspectives sur la nutrition du porc. 48. *Journées de la Recherche Porcine* (cf. p. 29).
- Noblet, J. & Etienne, M. 1987. Metabolic Utilization of Energy and Maintenance Requirements in Lactating Sows. *Journal of Animal Science*, 64(3), 774-781. <https://doi.org/10.2527/jas1987.643774x> (cf. p. 34, 35)
- Noblet, J. & Etienne, M. 1989. Estimation of sow milk nutrient output. *Journal of animal science*, 67(12), 3352-3359. <https://doi.org/10.2527/jas1989.67123352x> (cf. p. 31, 32, 35, 37-40, 215)
- NRC. 2012. *Nutrient Requirements of Swine* (11th rev.). Natl. Acad. Press. (Cf. p. 2, 34, 37, 38, 183, 186).
- Nyachoti, C. M., Zijlstra, R. T., De Lange, C. F. M. & Patience, J. F. 2004. Voluntary feed intake in growing-finishing pigs : A review of the main determining factors and potential approaches for accurate predictions. *Canadian journal of animal science*, 84(4), 549-566 (cf. p. 45).
- Orgeur, P., Le Dividich, J., Colson, V. V. & Meunier-Salaün, M.-C. 2002. La relation mère-jeune chez les porcins : de la naissance au sevrage. *INRAE Productions Animales*, 15(3), 185-198. <https://doi.org/10.20870/productions-animales.2002.15.3.3700> (cf. p. 8)
- Orgeur, P., Le Dividich, J., Saez, E., Salaun, C. & Le Roux, T. 2004. La taille de la portée influe sur le comportement des porcelets à la mamelle et sur leur croissance. *Journées De La Recherche Porcine En France*, 36, 457 (cf. p. 185).
- Payne, R. & Zijlstra, R. 2007. A guide to application of net energy in swine feed formulation (R. Ball & R. Zijlstra, Éd.). *Advances in Pork Production : Proceedings of the Banff Pork Seminar*, 18, 159-165 (cf. p. 34).
- Pedersen, T. F., Bruun, T. S., Feyera, T., Larsen, U. K. & Theil, P. K. 2016. A two-diet feeding regime for lactating sows reduced nutrient deficiency in early lactation and improved milk yield. *Livestock Science*, 191, 165-173. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2016.08.004> (cf. p. 188, 189)

-
- Pettigrew, J. E., Sower, A. F., Cornelius, S. G. & Moser, R. L. 1985. A comparison of isotope dilution and weigh-suckle-weigh methods for estimating milk intake by pigs. *Canadian journal of animal science*, 65(4), 989-992 (cf. p. 32).
- Pomar, C., Harris, D. L. & Minvielle, F. 1991. Computer simulation model of swine production systems : II. Modeling body composition and weight of female pigs, fetal development, milk production, and growth of suckling pigs. *Journal of Animal Science*, 69(4), 1489-1502. <https://doi.org/10.2527/1991.6941489x> (cf. p. 12, 35)
- Pomar, C., Hauschild, L., Zhang, G. H., Pomar, J. & Lovatto, P. A. 2011. Precision feeding can significantly reduce feeding cost and nutrient excretion in growing animals. In D. Sauvant, J. Van Milgen, P. Faverdin & N. Friggens (Éd.), *Modelling nutrient digestion and utilisation in farm animals* (p. 327-334). Wageningen Academic Publishers. https://doi.org/10.3920/978-90-8686-712-7_36. (Cf. p. 27, 191)
- Pomar, C., Pomar, J., Babot, D. & Dubeau, F. 2007. Effet d'une alimentation en multiphase quotidienne sur les performances zootechniques, la composition corporelle et les rejets d'azote et de phosphore du porc charcutier. *Journées de la Recherche Porcine en France*, 39, 23 (cf. p. 25).
- Pomar, C. & Remus, A. 2019. Precision pig feeding : a breakthrough toward sustainability. *Animal Frontiers*, 9(2), 52-59. <https://doi.org/10.1093/af/vfz006> (cf. p. 3, 23-25, 27)
- Pomar, C., van Milgen, J. & Remus, A. 2019. Precision livestock feeding, principle and practice. *Poultry and Pig Nutrition. Challenges of the 21st Century*, 397-418 (cf. p. 2).
- Pomar, C., Hauschild, L., Zhang, G.-H., Pomar, J. & Lovatto, P. A. 2009. Applying precision feeding techniques in growing-finishing pig operations. *Revista Brasileira de Zootecnia*, 38(spe), 226-237. <https://doi.org/10.1590/S1516-35982009001300023> (cf. p. 3, 4, 22-25)
- Quesnel, H., Farmer, C. & Theil, P. K. 2015. Colostrum and milk production. In C. Farmer (Éd.), *The gestating and lactating sow* (p. 173-192). Wageningen Academic Publishers. https://doi.org/https://www.wageningenacademic.com/doi/10.3920/978-90-8686-803-2_8. (Cf. p. 31, 185)
- Quesnel, H. H. 2005. Etat nutritionnel et reproduction chez la truie allaitante. *Productions animales*, 18(4), 277-286 (cf. p. 3, 14, 189).
- Quiniou, N., Dubois, S. & Noblet, J. 2000. Voluntary feed intake and feeding behaviour of group-housed growing pigs are affected by ambient temperature and body weight. *Livestock Production Science*, 63(3), 245-253. [https://doi.org/10.1016/S0301-6226\(99\)00135-9](https://doi.org/10.1016/S0301-6226(99)00135-9) (cf. p. 40)

-
- Quiniou, N. & Noblet, J. 1999. Influence of high ambient temperatures on performance of multiparous lactating sows. *Journal of Animal Science*, 77(8), 2124. <https://doi.org/10.2527/1999.7782124x> (cf. p. 45)
- Quiniou, N., Renaudeau, D., Collin, A. & Noblet, J. 2000. Effets de l'exposition au chaud sur les caractéristiques de la prise alimentaire du porc à différents stades physiologiques. *Productions Animales*, 13(4), 233-246 (cf. p. 42, 45, 46).
- Quiniou, N. 2016. Conséquences de l'hétérogénéité des réserves corporelles de la truie à la fin de la gestation sur le déroulement de la mise bas et les performances de lactation. *Journées de la Recherche Porcine*, 48, 207-212 (cf. p. 25, 27).
- Renaudeau, D., Noblet, J. & Dourmad, J. Y. 2003. Effect of ambient temperature on mammary gland metabolism in lactating sows. *Journal of animal science*, 81(1), 217-231 (cf. p. 40, 41).
- Renaudeau, D., Quiniou, N. & Noblet, J. 2001. Effects of exposure to high ambient temperature and dietary protein level on performance of multiparous lactating sows. *Journal of Animal Science*, 79(5), 1240. <https://doi.org/10.2527/2001.7951240x> (cf. p. 45)
- Renaudeau, D. 2001. *Adaptation nutritionnelle et physiologique aux températures ambiantes élevées chez la truie en lactation* (thèse de doct.). Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1. (Cf. p. 13, 29, 34, 46).
- Rousseeuw, P. J. 1987. Silhouettes : A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53-65. [https://doi.org/10.1016/0377-0427\(87\)90125-7](https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7) (cf. p. 51, 187)
- Roy, A., Bernier, J. F. & Pomar, C. 2000. Évaluation de la capacité d'ingestion et du potentiel de dépôt protéique maximal des porcs de 20 à 65 kg de poids vif. *Journées de la Recherche Porcine*, 32, 227-233 (cf. p. 43).
- Roy, H., Toudic, M. & Bleuwen, E. 2017. Distribution de précision en maternité, avec ou sans abreuvoir à disposition de la truie, avec le système de distribution Maternéo. *Chambres d'agriculture de Bretagne*, 1-10 (cf. p. 27).
- Rumelhart, D. E. & McClelland, J. L. 1986. *Parallel Distributed Processing*. The MIT Press. <https://doi.org/10.7551/mitpress/5236.001.0001>. (Cf. p. 55)
- Salaün, C., Le Roux, N., Vieuille, C., Meunier-Salaun, M. & Ramonet, Y. 2004. Effet du mode de logement et du niveau de liberté de la truie allaitante sur son comportement, celui de ses porcelets et conséquences au niveau zootechnique. *Journées de la Recherche porcine en France*, 36, 371 (cf. p. 8).
- Salmon-Legagneur, E. 1958. Observations sur la production laitière des truies. *Annales de Zootechnie*, 7(2), 143-162 (cf. p. 184).
- Salmon-Legagneur, E. 1965. Quelques aspects des relations nutritionnelles entre la gestation et la lactation chez la truie. *Annales de Zootechnie*, 14, 3-137 (cf. p. 38, 39).

-
- Samuel, A. L. 1959. Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 210-229. <https://doi.org/10.1147/rd.33.0210> (cf. p. 47)
- Sauvant, D. 2005a. Principes généraux de l'alimentation animale. *Institut National Agronomique Paris-Grigno (INAP-G), Paris, FRA* (cf. p. 12, 29).
- Sauvant, D. 2005b. La modélisation de la réponse des porcs aux pratiques alimentaires et d'élevage. *Journées de la Recherche Porcine* (cf. p. 59).
- Sauvant, D., Perez, J.-M. & Tran, G. 2004. *Tables of composition and nutritional value of feed materials*. Wageningen Academic Publishers. <https://doi.org/10.3920/978-90-8686-668-7>. (Cf. p. 37)
- Schinckel, A. P., Schwab, C. R., Duttlinger, V. M. & Einstein, M. E. 2010. Analyses of Feed and Energy Intakes During Lactation for Three Breeds of Sows. *Professional Animal Scientist*, 26(1), 35-50. [https://doi.org/10.15232/S1080-7446\(15\)30556-8](https://doi.org/10.15232/S1080-7446(15)30556-8) (cf. p. 44)
- Sève, B. 1994. Alimentation du porc en croissance : intégration des concepts de protéine idéale, de disponibilité digestive des acides aminés et d'énergie nette. *INRA Productions Animales*, 7(4), 275-291 (cf. p. 35, 36).
- Signoret, J.-P., Gautier, J. & Lavenet, C. 1967. Durée du cycle oestrien et de l'oestrus chez la truie. Action du benzoate d'oestradiol chez la femelle ovariectomisée. *Annales de Biologie Animale Biochimie Biophysique*, 7, 407-421 (cf. p. 5).
- Silalahi, P., Tribout, T., Billon, Y., Gogué, J. & Bidanel, J. P. 2017. Estimation of the effects of selection on French Large White sow and piglet performance during the suckling period. *Journal of Animal Science*, 95(10), 4333-4343. <https://doi.org/10.2527/jas2017.1485> (cf. p. 41)
- Sinclair, A. G., Cia, M. C., Edwards, S. A. & Hoste, S. 1998. Response to dietary protein during lactation of Meishan synthetic, Large White and Landrace gilts given food to achieve the same target backfat level at farrowing. *Animal Science*, 67(02), 349-354. <https://doi.org/10.1017/S1357729800010122> (cf. p. 44)
- Solà-Oriol, D. & Gasa, J. 2016. Feeding strategies in pig production : Sows and their piglets. *Animal Feed Science and Technology*. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2016.07.018> (cf. p. 9)
- Stalder, K. J., Knauer, M., Baas, T. J., Rothschild, M. F. & Mabry, J. W. 2004. Sow longevity. *Pig News and Information*, 25(2), 53N-74N (cf. p. 7).
- Stein, H. H., Sève, B., Fuller, M. F., Moughan, P. J. & de Lange, C. F. M. 2007. Invited review : Amino acid bioavailability and digestibility in pig feed ingredients : Terminology and application. *Journal of animal science*, 85(1), 172. <https://doi.org/10.2527/jas.2005-742> (cf. p. 36)

-
- Steinfeld, H., Gerber, P., Wassenaar, T. D., Castel, V., Rosales, M., Rosales, M. & de Haan, C. 2006. *Livestock's long shadow : environmental issues and options*. Food & Agriculture Org. (Cf. p. 1).
- Strathe, A. V., Bruun, T. S. & Hansen, C. F. 2017. Sows with high milk production had both a high feed intake and high body mobilization. *animal*, 11(11), 1913-1921. <https://doi.org/10.1017/S1751731117000155> (cf. p. 188)
- Strathe, A. V., Bruun, T. S., Tauson, A.-H., Theil, P. K. & Hansen, C. F. 2019. Increased dietary protein for lactating sows affects body composition, blood metabolites and milk production. *animal*, 1-10. <https://doi.org/10.1017/S1751731119001678> (cf. p. 189)
- Strathe, A. V., Strathe, A. B., Theil, P. K., Hansen, C. F. & Kebreab, E. 2015. Determination of protein and amino acid requirements of lactating sows using a population-based factorial approach. *Animal*, 9(8), 1319-1328. <https://doi.org/10.1017/S1751731115000488> (cf. p. 183)
- Theil, P. K., Lauridsen, C. & Quesnel, H. 2014. Neonatal piglet survival : impact of sow nutrition around parturition on fetal glycogen deposition and production and composition of colostrum and transient milk. *Animal*, 8(07), 1021-1030. <https://doi.org/10.1017/S1751731114000950> (cf. p. 3)
- Theil, P. K., Jørgensen, H. & Jakobsen, K. 2004. Energy and protein metabolism in lactating sows fed two levels of dietary fat. *Livestock Production Science*, 89(2-3), 265-276. <https://doi.org/10.1016/j.livprodsci.2004.01.001> (cf. p. 34, 35)
- Theil, P. K., Nielsen, M. O., Sørensen, M. T. & Lauridsen, C. 2012. Lactation, milk and suckling. In K. Knudsen, N. Kjeldsen, H. Poulsen & B. Jensen (Éd.), *Nutritional physiology of pigs* (p. 1-47). (Cf. p. 184).
- Theil, P. K., Nielsen, T. T., Kristensen, N. B., Labouriau, R., Danielsen, V., Lauridsen, C. & Jakobsen, K. 2002. Estimation of milk production in lactating sows by determination of deuterated water turnover in three piglets per litter. *Acta Agriculturae Scandinavica, Section A-Animal Science*, 52(4), 221-232 (cf. p. 32).
- Theil, P. 2015. 7. Transition feeding of sows. In C. Farmer (Éd.), *The gestating and lactating sow* (p. 147-172). Wageningen Academic Publishers. https://doi.org/10.3920/978-90-8686-803-2_7. (Cf. p. 6, 9, 187)
- Thomas, L. L., Gonçalves, M. A., Vier, C. M., Goodband, R. D., Tokach, M. D., Dritz, S. S., Woodworth, J. C. & DeRouchey, J. M. 2018. Lessons learned from managing electronic sow feeders and collecting weights of gestating sows housed on a large commercial farm. *Journal of Swine Health and Production*, 26(5), 270-275 (cf. p. 9).
- Trottier, N., Johnston, L. & de Lange, C. 2015. 6. Applied amino acid and energy feeding of sows. In C. Farmer (Éd.), *The gestating and lactating sow* (p. 117-146). Wageningen Academic Publishers. https://doi.org/10.3920/978-90-8686-803-2_6. (Cf. p. 3, 12, 34, 189)

-
- Valletta, J. J., Torney, C., Kings, M., Thornton, A. & Madden, J. 2017. Applications of machine learning in animal behaviour studies. *Animal Behaviour*, 124, 203-220. <https://doi.org/10.1016/j.anbehav.2016.12.005> (cf. p. 49-51, 184)
- VanderPlas, J. 2016. *Python data science handbook : Essential tools for working with data*. O'Reilly Media, Inc. (Cf. p. 49-51, 53, 54).
- van Enk, R. J., Vee, G., Acera, L. K., Schuiling, R. & Ehlert, P. A. I. 2011. The phosphate balance : current developments and future outlook (cf. p. 1).
- van Milgen, J., Valancogne, A., Dubois, S., Dourmad, J.-Y., Sève, B. & Noblet, J. 2008. InraPorc : A model and decision support tool for the nutrition of growing pigs. *Animal Feed Science and Technology*, 143(1-4), 387-405. <https://doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2007.05.020> (cf. p. 25, 36)
- Vautier, B., Quiniou, N., van Milgen, J. & Brossard, L. 2013. Accounting for variability among individual pigs in deterministic growth models. *Animal*, 7(08), 1265-1273. <https://doi.org/10.1017/S1751731113000554> (cf. p. 3, 59)
- Vázquez-Diosdado, J. A., Paul, V., Ellis, K. A., Coates, D., Loomba, R. & Kaler, J. 2019. A combined offline and online algorithm for real-time and long-term classification of sheep behaviour : Novel approach for precision livestock farming. *Sensors (Switzerland)*, 19(14). <https://doi.org/10.3390/s19143201> (cf. p. 52)
- Veissier, I., Kling-Eveillard, F., Richard, M. M., Silberberg, M., De Boyer Des Roches, A., Terlouw, C., Ledoux, D., Meunier, B. & HOSTIOU, N. 2019. Élevage de précision et bien-être en élevage : la révolution numérique de l'agriculture permettra-t-elle de prendre en compte les besoins des animaux et des éleveurs? *INRA Productions Animales*, 32(2), 281-290. <https://doi.org/10.20870/productions-animales.2019.32.2.2478> (cf. p. 15, 18)
- Verstegen, M. W. A., Mesu, J., Van Kempen, G. J. M. & Geerse, C. 1985. Energy balances of lactating sows in relation to feeding level and stage of lactation. *Journal of animal science*, 60(3), 731-740 (cf. p. 35).
- Vesseur, P. C., Kemp, B. & Den Hartog, L. A. 1994. Factors affecting the weaning-to-estrus interval in the sow. *Journal of Animal Physiology and Animal Nutrition*, 72(1-5), 225-233 (cf. p. 6, 8).
- Vranken, E. & Berckmans, D. 2017. Precision livestock farming for pigs. *Animal Frontiers*, 7(1), 32-37. <https://doi.org/10.2527/af.2017.0106> (cf. p. 18-21, 23)
- Warner, D., Vasseur, E., Lefebvre, D. M. & Lacroix, R. 2020. A machine learning based decision aid for lameness in dairy herds using farm-based records. *Computers and Electronics in Agriculture*, 169, 105193. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105193> (cf. p. 55)
- Wathes, C., Kristensen, H., Aerts, J.-M. & Berckmans, D. 2008. Is precision livestock farming an engineer's daydream or nightmare, an animal's friend or foe, and a farmer's panacea or

-
- pitfall? *Computers and Electronics in Agriculture*, 64(1), 2-10. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2008.05.005> (cf. p. 2, 16, 20)
- Whittemore, C. T. & Morgan, C. A. 1990. Model components for the determination of energy and protein requirements for breeding sows : a review. *Livestock Production Science*, 26(1), 1-37. [https://doi.org/10.1016/0301-6226\(90\)90053-9](https://doi.org/10.1016/0301-6226(90)90053-9) (cf. p. 14, 184)
- Willcock, S., Martínez-López, J., Hooftman, D. A., Bagstad, K. J., Balbi, S., Marzo, A., Prato, C., Sciandrello, S., Signorello, G., Voigt, B., Villa, F., Bullock, J. M. & Athanasiadis, I. N. 2018. Machine learning for ecosystem services. *Ecosystem Services*, 33, 165-174. <https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2018.04.004> (cf. p. 48, 52)
- Wu, G. & Knabe, D. A. 1994. Free and Protein-Bound Amino Acids in Sow's Colostrum and Milk. *The Journal of Nutrition*, 124(3), 415-424. <https://doi.org/10.1093/jn/124.3.415> (cf. p. 37)
- Xu, H., Li, S., Lee, C., Ni, W., Abbott, D., Johnson, M., Lea, J. M., Yuan, J. & Campbell, D. L. M. 2020. Analysis of Cattle Social Transitional Behaviour : Attraction and Repulsion. *Sensors*, 20(18), 5340. <https://doi.org/10.3390/s20185340> (cf. p. 54)
- Young, M. G., Tokach, M. D., Aherne, F. X., Main, R. G., Dritz, S. S., Goodband, R. D. & Nelssen, J. L. 2004. Comparison of three methods of feeding sows in gestation and the subsequent effects on lactation performance. *Journal of Animal Science*, 82(10), 3058-3070. <https://doi.org/10.2527/2004.82103058x> (cf. p. 27)
- Žliobaite, I., Pechenizkiy, M. & Gama, J. 2016. An Overview of Concept Drift Applications. In N. Japkowicz & J. Stefanowski (Éd.), *Big Data Analysis : New Algorithms for a New Society* (p. 91-114). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-26989-4_4. (Cf. p. 191)

Annexes

ÉQUATIONS DE PRODUCTION LAITIÈRE

TABLEAU A.0.1 – Équations de prédiction de la production laitière des truies en fonction de la croissance moyenne de la portée ($GMQ_{portée}$, g/j) et de la taille de la portée (TP)¹

Noblet et Etienne (1989) :

— Production moyenne sur la lactation

$$\begin{aligned} \text{Lait (g MS/j)} &= 0.72 \times GMQ_{port} - 7 \times TP \\ \text{Energie}_{moy} \text{ (kJ/j)} &= 20.6 \times GMQ_{port} - 376 \times TP \\ \text{Protéines}_{moy} \text{ (g/j)} &= (0.0257 \times GMQ_{port} + 0.42 \times TP) \times 6.38 \end{aligned}$$

— Production par jour de lactation (d_{lact} : durée de la lactation, t : stade de lactation, j)

$$\begin{aligned} \text{Energie (kJ/j)} &= \text{Energie}_{moy} \times (2.763 - 0.014 \cdot d_{lact}) \times e^{-0.025 \cdot t} \times e^{-e(0.5-0.1 \cdot t)} \\ \text{Protéines (g/j)} &= \text{Protéines}_{moy} \times (2.763 - 0.014 \cdot d_{lact}) \times e^{-0.025 \cdot t} \times e^{-e(0.5-0.1 \cdot t)} \end{aligned}$$

Hansen et al. (2012) :

— Production laitière par jour de lactation (t : stade de lactation, j)

$$\begin{aligned} y(t) &= a \cdot t^b \cdot e^{-c \cdot t} \text{ avec} \\ a &= \exp(1/3 \cdot (-ly_{20} \cdot \log(128/27) - 3 \cdot \log(20) \cdot ly_{30} + 5 \cdot \log(20) \cdot ly_{20} \\ &\quad - 2 \cdot \log(20) \cdot ly_5 + 4 \cdot ly_5 \cdot \log(128/27) + 12 \cdot ly_{30} \cdot \log(5) - 20 \cdot \log(5) \cdot ly_{20} \\ &\quad + 8 \cdot \log(5) \cdot ly_5) / \log(128/27)) \\ b &= -(3 \cdot ly_{30} - 5 \cdot ly_{20} + 2 \cdot ly_5) / \log(128/27) \\ c &= 1/15 \cdot (ly_5 \cdot \log(128/27) - ly_{20} \cdot \log(128/27) - 3 \cdot \log(20) \cdot ly_{30} + 5 \cdot \log(20) \cdot ly_{20} \\ &\quad - 2 \cdot \log(20) \cdot ly_5 + 3 \cdot ly_{30} \cdot \log(5) - 5 \cdot \log(5) \cdot ly_{20} + 2 \cdot \log(5) \cdot ly_5) / \log(128/27) \\ ly_5 &= 1.93 + 0.07 \cdot (TP - 9.5) + 0.04 \cdot (GMQ_{port} - 2.05) - 0.34 \\ ly_{20} &= 2.23 + 0.05 \cdot (TP - 9.5) + 0.23 \cdot (GMQ_{port} - 2.05) - 0.22 \\ ly_{30} &= 2.15 + 0.02 \cdot (TP - 9.5) + 0.31 \cdot (GMQ_{port} - 2.05) - 0.05 \end{aligned}$$

— Production par jour de lactation (t : stade de lactation, j)

$$\begin{aligned} \text{Lactose (g/j)} &= y(t) \times (5.38 + 0.01 \times (t - 15.8)) \times 10 \\ \text{Lipides (g/j)} &= y(t) \times (7.3 - 0.065 \times (t - 13.3)) \times 10 \\ \text{Protéines (g/j)} &= y(t) \times (5.18 + 4.43 \times (t^{-1} - 0.107) + 0.07 \times (CP - 15.9)) \times 10 \\ \text{Energie (MJ/j)} &= 0.165 \times \text{Lactose} + 0.389 \times \text{Lipides} + 0.239 \times \text{Protéines} \end{aligned}$$

¹ $GMQ_{PORTÉE}$: Gain Moyen Quotidien de la Portée

COMMUNICATION JRP 2019

Modélisation dynamique de l'utilisation des nutriments et des besoins individuels chez la truie en lactation

Raphaël GAUTHIER (1), Christine LARGOUËT (2), Charlotte GAILLARD (1), Laetitia CLOUTIER (3), Frédéric GUAY (4),
Jean-Yves DOURMAD (1)

(1) PEGASE, Agrocampus Ouest, INRA, 35590, Saint-Gilles, France

(2) IRISA, Agrocampus Ouest, 35000 Rennes, France

(3) CDPQ, G1V4M6, Québec, Canada

(4) Université Laval, G1V0A6, Québec, Canada

raphael.gauthier@inra.fr

Modélisation dynamique de l'utilisation des nutriments et des besoins individuels chez la truie en lactation

La couverture des besoins nutritionnels pendant la lactation est très dépendante de la production laitière et de la consommation d'aliment, et varie largement entre les truies. En pratique, l'ajustement des apports alimentaires aux besoins individuels est difficile car les besoins sont établis à partir des performances moyennes du troupeau. L'acquisition de données à haut débit sur l'animal et son environnement permet d'envisager le développement de systèmes d'alimentation de précision. Le modèle développé combine les connaissances récentes sur l'utilisation des nutriments par la truie allaitante avec les données disponibles en élevage sur les truies à la mise-bas (rang, poids vif, épaisseur de lard dorsal) et sur leurs performances individuelles (ingestion journalière d'aliment de la truie, taille de portée et gain moyen quotidien des porcelets) pour estimer leurs besoins nutritionnels journaliers et par kg d'aliment. L'approche est testée sur une base de données constituée de 1450 lactations. Les effets de l'élevage (A, B), de la semaine de lactation (S1, S2 et S3+) et du rang de portée (P1, P2 et P3+) sont significatifs sur les performances des truies et sur leurs besoins journaliers en énergie métabolisable, lysine et phosphore digestibles. Le besoin moyen en lysine digestible par kg d'aliment est plus bas en S1 (6,4 g/kg), puis se stabilise en S2 (8,0 g/kg) et S3+ (7,8 g/kg). Il est plus bas pour les truies P3+ (6,7 g/kg) et P2 (7,3 g/kg) que P1 (8,3 g/kg) du fait de l'ingestion plus élevée des truies multipares. Les évolutions du besoin en phosphore selon la semaine et le rang sont comparables. L'utilisation des données d'élevage permet d'intégrer l'effet de la variabilité des performances sur les besoins nutritionnels individuels des truies allaitantes. En pratique, les besoins individuels pendant la lactation pourraient être mieux couverts par une alimentation de précision.

Dynamic modelling of nutrient use and individual requirements in lactating sows

Meeting nutritional requirements during lactation depends on milk yield and feed intake and varies among sows. In practice, meeting nutritional supplies and individual requirements is difficult because requirements are established at the herd scale from average performance. Acquiring data on sows and their environment at high-throughput allows the development of new precision feeding systems. The model developed combines current knowledge about nutrient use during lactation with on-farm data available on lactating sows at farrowing (parity, body weight, backfat thickness) and on their individual performances (litter size, average daily gain of the litter, sow daily feed intake) to estimate nutritional requirements per day and per kg of feed. The approach was tested on a database of 1450 lactations. The effect of farm (A, B), week of lactation (W1, W2 and W3+) and parity (P1, P2 and P3+) were significant on sow performances and on their daily requirements for metabolizable energy, digestible lysine and phosphorus. The average required dietary concentration of digestible lysine was low at W1 (6.4 g/kg) and then stabilised at W2 (8.0 g/kg) and W3+ (7.8 g/kg). It was lower for P3+ (6.7 g/kg) and P2 sows (7.3 g/kg) than P1 sows (8.3 g/kg) due to the higher feed intake of multiparous sows. The changes in digestible phosphorus requirements according to week of lactation and parity were similar. The use of on-farm data allows to integrate the effect of performance variability on individual requirements in lactating sows. In practice, individual requirements during lactation could be better met with a precision feeding strategy.

INTRODUCTION

Les besoins nutritionnels des truies en lactation dépendent principalement de la production laitière et du niveau d'ingestion, et varient largement entre les individus (NRC, 2012). En pratique cependant, un même aliment de lactation est généralement distribué à toutes les truies du troupeau et l'ingestion de nutriments est souvent insuffisante pour couvrir les besoins nutritionnels liés à la production de lait (Noblet *et al.*, 1990), particulièrement ceux des truies primipares. Les truies subissant un déficit énergétique peuvent dans une certaine mesure maintenir leur production laitière en mobilisant l'énergie contenue dans leurs réserves corporelles (Noblet et Etienne, 1986), tandis que la production laitière apparaît plus sensible aux déficits en acides aminés (Dourmad *et al.*, 1998; NRC, 2012), ce qui pénalise les performances ultérieures de reproduction de la truie (Trottier *et al.*, 2015). A l'inverse, les truies recevant une ration trop riche par rapport à leurs besoins excrètent de plus grandes quantités d'azote et de phosphore, ce qui accroît les impacts environnementaux et le coût alimentaire.

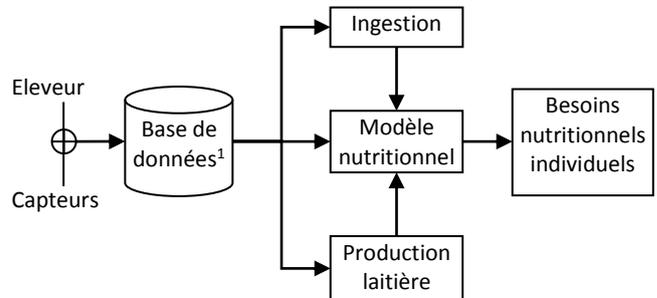
Bien que les besoins nutritionnels semblent très variables compte tenu de la forte variabilité de la production laitière et de la consommation d'aliment, les besoins nutritionnels en lactation sont établis à l'échelle d'un groupe de truies, ou par rang de portée pour une truie moyenne représentative du troupeau (Dourmad *et al.*, 2008). La variabilité individuelle des performances au sein du troupeau n'est donc généralement pas prise en compte, ou seulement par l'utilisation de marges de sécurité (NRC, 2012). Le développement de dispositifs d'alimentation innovants capables de distribuer simultanément plusieurs aliments, ainsi que la mise au point de nouvelles technologies pour phénotyper à haut-débit les truies dans leur environnement offrent depuis peu de nouvelles opportunités pour mieux adapter les apports nutritionnels aux performances et aux besoins de chaque individu. Les stratégies d'alimentation de précision ont démontré leur intérêt chez le porc en croissance (Cloutier *et al.*, 2015) et la truie en gestation (Dourmad *et al.*, 2017) mais cette démarche n'a pas encore été évaluée chez la truie en lactation. La mise au point d'une telle stratégie en lactation nécessite en premier lieu de modéliser l'utilisation des nutriments et son évolution pour chaque truie. Le modèle présenté vise donc à explorer la variabilité des besoins individuels en énergie, acides aminés et phosphore des truies pendant la lactation, par jour et par kg d'aliment.

1. MATERIEL ET METHODES

1.1. Approche générale

L'originalité de l'approche proposée repose sur la combinaison des connaissances actuelles sur l'utilisation des nutriments par les truies avec le flux des données produites en élevage au cours de la lactation (Figure 1). Ces données concernent (i) des événements liés à la mise-bas (date, rang de portée, poids vif (PV) et épaisseur de lard dorsal (ELD) des truies, taille et poids de la portée à la mise-bas et après homogénéisation), (ii) des événements survenant pendant la lactation (adoptions, mortalité des porcelets, consommations journalières de la truie) et (iii) des événements propres au sevrage (date, taille et poids de portée). En pratique, ces données peuvent être enregistrées par l'éleveur ou par des capteurs.

Un module mécaniste reposant principalement sur le modèle InraPorc (Dourmad *et al.*, 2008) est utilisé quotidiennement pour calculer les besoins nutritionnels et prédire les changements de réserves corporelles de la truie, en fonction de la production laitière estimée et de la consommation d'aliment mesurée. Ce module calcule chaque jour les dépenses d'entretien et de production laitière pour chaque truie en fonction de ses propres caractéristiques et performances (Tableau 1).



¹Base contenant le rang de portée, le poids vif de la truie, la taille et le GMQ de la portée, et les ingestions journalières de la truie

Figure 1. Utilisation des données d'élevage pour la prédiction des besoins nutritionnels individuels et journaliers de lactation

1.2. Détermination des besoins nutritionnels

1.2.1. Utilisation des nutriments et des constituants organiques

Les nutriments couvrent les besoins d'entretien et de production laitière. L'énergie et les acides aminés fournis par l'utérus à l'organisme lors de la régression *post-partum* sont utilisés pour la synthèse du lait (Equations 1 et 6). Les réserves corporelles sont utilisées comme sources substantielles d'énergie et d'acides aminés en cas de déficits nutritionnels.

1.2.2. Production laitière

Selon l'approche factorielle, les besoins nutritionnels des truies en lactation sont généralement établis en fonction de la quantité de composants exportés dans le lait (Noblet et Etienne, 1986). La détermination de la courbe de lactation est donc essentielle pour décrire les quantités journalières de nutriments requis pour la synthèse du lait. L'allure de la courbe de lactation obtenue par Hansen *et al.* (2012) est utilisée (Equation 16). Dans leur travail, l'équation de Wood (1967), largement utilisée pour décrire la production laitière des vaches et des truies, est paramétrée à partir d'une méta-analyse, comme le logarithme de la production laitière aux jours 5, 20 et 30 (Hansen *et al.*, 2012). L'évolution de la production laitière au cours de la lactation est représentée pour chaque truie par un coefficient ($\alpha(t)$) intégrant l'effet de la taille de la portée et de sa croissance (Equation 17).

1.2.3. Besoins en énergie métabolisable (EM)

Pendant la lactation, le besoin énergétique d'entretien est estimé à 460 kJ EM/kg^{0,75} (Noblet *et al.*, 1990) (Equation 2). L'efficacité de l'EM pour la production laitière (k_{lait}) est évaluée à 72% tandis que l'énergie des réserves corporelles mobilisées en cas de déficit est utilisée avec une plus forte efficacité ($k_{\text{rm}} = 88\%$) (Noblet et Etienne, 1987). L'énergie du lait est calculée pour chaque truie à partir du gain moyen quotidien de la portée (GMQP) et de la taille de la portée (Noblet et Etienne, 1989) (Equation 3). Cette équation est combinée avec le facteur de production laitière ($\alpha(t)$) pour estimer la quantité journalière d'énergie exportée dans le lait. Dans notre modèle, l'énergie fournie lors de la régression utérine *post-partum*

Tableau 1 – Récapitulatif des différentes équations décrivant l'utilisation des nutriments par la truie en lactation¹

Utilisation de l'énergie métabolisable (EM)	$EM = EM_e + E_{lait} / k_{lait} - ER_m / k_{rl} - E_U \times k_{rl} / k_{lait}$	[1]
EM d'entretien ² , kJ/j	$EM_e(t) = 460 \times PV^{0,75}(t)$	[2]
Efficacité d'utilisation de l'EM pour le lait ³	$k_{lait} = 0,72$	
Efficacité de l'énergie des réserves pour le lait ³	$k_{rl} = 0,88$	
Energie exportée dans le lait ^{4,11} , kJ/j	$E_{lait}(t) = (20,6 \times GMQP - 376 \times TP) \times \alpha(t)$	[3]
Energie contenue dans la paroi utérine ⁵ , kJ	$\log(E_U) = 9,853 - 3,098 \times \exp(-0,006915 \times 115) + 0,06542 \times n$	[4]
Energie fournie par la régression utérine, kJ/j	$E_U(t) = \log(E_U) \times \exp(-\log(2) / \lambda \times (t-1)) - \log(E_U) \times \exp(-\log(2) / \lambda \times t)$	[5]
Utilisation des acides aminés (AA)	$AA = AA_e + (Prot_{lait} \times AA_{lait} / k_{AA}) - (AA_U + AA_m) \times k_{AA}$	[6]
AA d'entretien, g/j	$AA_e(t) = ((AA_d + AA_t) \times PV^{0,75}(t)) + AA_{end} \times MSI(t)$	[7]
Protéines exportées dans le lait ^{4,11} , g/j	$Prot_{lait}(t) = (0,0257 \times GMQP + 0,42 \times TP) \times 6,38 \times \alpha(t)$	[8]
Protéines contenues dans la paroi utérine ⁵ , g	$\log(Prot_U) = 7,653 - 4,207 \times \exp(-0,004477 \times 115) + 0,07239 \times n$	[9]
Protéines fournies par la régression utérine, g/j	$Prot_U(t) = Prot_U \times \exp(-\log(2) / \lambda \times (t-1)) - Prot_U \times \exp(-\log(2) / \lambda \times t)$	[10]
Bilan en azote associé à la lysine digestible ⁶ , g/j	$BN_{lys}(t) = -14,2 + 1,335 \times Lys_{DIS} - 0,629 \times Prot_{lait}(t) / 6,38 + Prot_U(t) \times 0,065$	[11]
Utilisation du phosphore⁷ (P)	$P_{bes}(t) = P_e(t) + P_{lait}(t) / 0,98$	[12]
P d'entretien ⁸ , g/j	$P_e(t) = 0,01 \times PV(t)$	[13]
P exporté dans le lait ⁸ , g/j	$P_{lait}(t) = Prot_{lait}(t) \times 1,55 / 50$	[14]
Demi-vie de la régression utérine^{9,10}, j	$\lambda = 6,18$	[15]
Production laitière¹¹, kg/j	$PL(t) = a \times t^b \times \exp(-c \times t)$	[16]
Facteur de production laitière ¹¹	$\alpha(t) = PL(t) / PL_{moyen}$ $a = \exp(1/3 \times (-ly_{20} \times \log(128/27) - 3 \times \log(20) \times ly_{30} + 5 \times \log(20) \times ly_{20} - 2 \times \log(20) \times ly_5 + 4 \times ly_5 \times \log(128/27) + 12 \times ly_{30} \times \log(5) - 20 \times \log(5) \times ly_{20} + 8 \times \log(5) \times ly_5) / \log(128/27))$ $b = -(3 \times ly_{30} - 5 \times ly_{20} + 2 \times ly_5) / \log(128/27)$ $c = 1/15 \times (ly_5 \times \log(128/27) - ly_{20} \times \log(128/27) - 3 \times \log(20) \times ly_{30} + 5 \times \log(20) \times ly_{20} - 2 \times \log(20) \times ly_5 + 3 \times ly_{30} \times \log(5) - 5 \times \log(5) \times ly_{20} + 2 \times \log(5) \times ly_5) / \log(128/27)$ $ly_5 = 1,93 + 0,07 \times (TP - 9,5) + 0,04 \times (GMQP - 2,05) - 0,34$ $ly_{20} = 2,23 + 0,05 \times (TP - 9,5) + 0,23 \times (GMQP - 2,05) - 0,22$ $ly_{30} = 2,15 + 0,02 \times (TP - 9,5) + 0,31 \times (GMQP - 2,05) - 0,05$	[17]
Composition chimique des truies⁶	Lipides (t), kg = $-26,4 + 0,221 \times PVV(t) + 1,331 \times ELD(t)$	[18]
	Protéines (t), kg = $2,28 + 0,178 \times PVV(t) + 0,333 \times ELD(t)$	[19]
	Energie (t), MJ = $-1074 + 13,65 \times PVV(t) + 45,94 \times ELD(t)$	[20]

¹EM = utilisation de l'énergie métabolisable, EM_e = EM d'entretien (kJ/j), E_{lait} = Energie du lait (kJ/j), k_{lait} = efficacité de l'EM pour la production laitière, ER_m = Energie mobilisée dans les tissus maternels pour la synthèse du lait (kJ/j), k_{rl} = efficacité d'utilisation de l'énergie des réserves pour la production laitière, E_U = Energie fournie par l'utérus (kJ/j), t = stade de lactation (j), PV = poids vif (kg), GMQP = gain moyen quotidien de la portée (g), TP = taille de la portée (nombre de porcelets), n = nombre de fœtus, α (t) = facteur de production laitière par truie et par jour, AA = utilisation des acides aminés digestibles (g/j), AA_e = AA d'entretien (g/j), Prot_{lait} = protéines exportées dans le lait (g/j), AA_{lait} = composition en AA du lait (g/j), k_{AA} = efficacité des AA pour la production laitière, AA_U = AA fournis par l'utérus (g/j), AA_m = AA mobilisés dans les tissus maternels (g/j), AA_d = pertes par les téguments en AA (g/j), AA_t = pertes en AA par turnover (g/j), AA_{end} = pertes basales endogènes intestinales d'AA (g/kg MSI), MSI = matière sèche ingérée (kg), Prot_U = protéines fournies par l'utérus (g/j), BN_{lys} = bilan azoté associé à la lysine digestible (g/j), Lys_{DIS} = ingestion de lysine digestible idéale standardisée (g/j), P_{bes} = besoin en phosphore (g/j), P_e = phosphore d'entretien (g/j), P_{lait} = phosphore exporté dans le lait (g/j), λ = demi-vie de l'utérus en régression (j), PL = production laitière (kg), PL_{moyen} = production laitière moyenne de la truie au cours de la lactation (kg/j), les paramètres ly₅, ly₂₀ et ly₃₀ représentent le logarithme naturel de la production laitière aux jours 5, 20 et 30 de lactation, PVV = poids vif vide (kg), ELD = épaisseur de lard dorsal au site P₂ (mm).

²Noblet et al. (1990), ³Noblet et Etienne (1987), ⁴Noblet et Etienne (1989), ⁵Noblet (1990), ⁶Dourmad et al. (1998), ⁷Bikker et Blok (2017), ⁸Jondreville et Dourmad (2005), ⁹Palmer et al. (1965), ¹⁰Graves et al. (1967), ¹¹Hansen et al. (2012).

contribue aux apports totaux en énergie avec la même efficacité que l'énergie des réserves corporelles (k_{rl}). L'énergie de la paroi utérine au 115^{ème} jour de gestation est estimée à partir du nombre de fœtus (Equation 4) (Noblet, 1990). La demi-vie λ de l'utérus est évaluée à 6,18 jours à partir des études de Palmer *et al.* (1965) et de Graves *et al.* (1967) (Constante 15). La quantité journalière d'énergie fournie à l'organisme par l'utérus est ensuite calculée à partir du contenu énergétique de l'utérus à la mise-bas et du taux de régression (Equation 5).

1.2.4. Besoins en acides aminés (AA) digestibles au niveau iléal

Les besoins d'entretien et de production sont calculés pour tous les acides aminés essentiels, en tenant compte de la contribution de l'utérus (Equation 6). Les besoins d'entretien sont calculés comme la somme des pertes par les téguments (AA_d; Moughan, 1999) et des pertes par renouvellement minimal des protéines (AA_t; Moughan, 1999), ainsi que des pertes basales endogènes (AA_{end}; NRC, 2012; Equation 7). Les pertes AA_t reflètent le seuil minimal de catabolisme des acides aminés par l'organisme (NRC, 2012). Les pertes AA_{end}

sont issues des protéines sécrétées dans la lumière intestinale et non réabsorbées par la truie. Elles dépendent de la quantité de matière sèche ingérée (Sauvant *et al.*, 2004). Les besoins de chaque acide aminé pour la production de lait sont calculés chaque jour à partir de la quantité de protéines exportées dans le lait (Equation 8), de la composition en acides aminés du lait (NRC, 2012) et d'une efficacité d'utilisation marginale maximale (k_{AA}). L'efficacité maximale de l'utilisation des acides aminés digestibles est calculée à partir du profil en acides aminés de la protéine idéale selon l'approche de van Milgen *et al.* (2008), en faisant l'hypothèse que l'efficacité maximale de la lysine est de 0,78 (Dourmad *et al.*, 1998; Jones et Stahly, 1999). Les valeurs k_{AA} sont 0,78, 0,70, 0,61, 0,76, 0,74, 0,77, 0,81, 0,82, 0,74, 0,66, 0,80, et 0,78 respectivement pour les acides aminés lysine, méthionine, cystine, tryptophane, thréonine, phénylalanine, tyrosine, leucine, isoleucine, valine, histidine, et arginine. Le profil en acides aminés de la protéine idéale est supposé correspondre à celui d'une truie pesant 180 kg, consommant 5,5 kg/j d'aliment, avec une croissance de portée de 2200 g/j et une taille de portée de 11 porcelets.

Comme pour l'énergie, la quantité journalière de protéines fournies à l'organisme par l'utérus est calculée à partir du contenu protéique de la paroi utérine à la mise-bas et du taux de régression utérine (Equations 9 et 10, et constante 15). Les acides aminés fournis par l'utérus sont utilisés à des fins de production laitière avec les mêmes efficacités k_{AA} d'utilisation que ceux apportés par l'aliment. Pour chaque acide aminé, le bilan entre les besoins et les apports est évalué, et le bilan minimal est utilisé comme base d'estimation de la mobilisation des réserves corporelles protéiques.

1.2.5. Besoins en phosphore (P) digestible

Les besoins d'entretien en P digestible sont déterminés à partir de la revue bibliographique de Bikker et Blok (2017) et s'élevaient à 10 mg/kg^{0,75}. La quantité de P du lait est estimée à partir de la teneur en protéines en considérant le ratio P/protéines égal à 0,031 (Jondreville et Dourmad, 2005 ; NRC, 2012). Comme proposé par Bikker et Blok (2017), l'efficacité d'utilisation de P pour le lait est de 0,98 (Equation 12).

1.2.6. Paramètres corporels et constituants chimiques

Le PV et l'ELD à la mise-bas sont utilisés pour déterminer la taille initiale des compartiments lipidiques, énergétiques et protéiques de chaque truie (Dourmad *et al.*, 1998) (Equations 18, 19, 20). Puis, les évolutions de PV et d'ELD au cours de la lactation sont simulées à partir des quantités d'énergie (ER_m) et de protéines (BN) mobilisées afin d'adapter le calcul factoriel des besoins d'entretien.

1.3. Description de la base de données

Une base de données issue de deux fermes expérimentales est utilisée pour représenter la variabilité des performances des truies et de leurs portées. Les deux jeux de données contiennent des informations de même nature sur le rang de portée et l'état corporel des truies à la mise-bas (i.e., PV, ELD) et leurs consommations journalières d'aliment. Les tailles de portées ont été enregistrées à la naissance, après homogénéisation dans les deux premiers jours de lactation et au sevrage. Tous les événements affectant la taille de portée durant la lactation (mortalité de porcelets ou adoptions) ont également été enregistrés, ainsi que les dates de mise-bas et de sevrage. Le jeu de données (Elevage A) fourni par le CDPOQ (Québec) contient les données de 633 lactations avec un rang de portée moyen de 3,9 ($\pm 2,2$) et un poids vif moyen à la mise-bas de 241 (± 33) kg. La taille de portée est en moyenne de 11,6 ($\pm 1,6$) porcelets avec un GMQP de 2569 (± 343) g. La durée de lactation est de 25,2 ($\pm 2,7$) jours. Le jeu de données (Elevage B) fourni par l'Université Laval (Québec) contient les données de 817 lactations avec un rang de portée moyen de 1,9 ($\pm 0,8$) et un poids vif moyen à la mise-bas de 218 ($\pm 24,7$) kg. La taille de portée est en moyenne de 11,9 ($\pm 1,2$) porcelets avec un GMQP de 2633 (± 554) g. La lactation dure moins longtemps, environ 18,6 ($\pm 2,6$) jours. Dans les deux jeux de données, les truies sont alimentées *ad libitum* par des automates de distribution (Gestal, JYGA Technologies, Québec, CA) capables d'enregistrer les consommations journalières et le comportement alimentaire de chaque truie.

1.4. Calculs et analyses statistiques

Le modèle informatique de calcul est développé en langage Python. Il simule chaque jour les performances des truies en utilisant toutes les données de la base, et calcule les besoins en énergie, acides aminés et minéraux. La procédure GLM (SAS v9.4, SAS Inst. Cary, NC) est utilisée pour l'analyse statistique

de l'ensemble des variables mesurées ou simulées en tenant compte des effets fixes de l'élevage (A ; B), du stade de lactation (S1 : semaine 1 ; S2 : semaine 2 ; S3+ : semaine 3 et +), et du rang de portée (P1 : 1 ; P2 : 2 ; P3+ : 3 et +) et d'un effet aléatoire de la truie en lactation. Les besoins en lysine et phosphore digestibles par kg d'aliment sont calculés pour chaque stade de lactation à partir des moyennes des besoins journaliers et des consommations sur la période étudiée.

2. RESULTATS

2.1. Ingestion

L'effet de l'élevage, de la semaine de lactation et du rang de portée sont significatifs sur la consommation alimentaire moyenne, ainsi que sur les quantités d'énergie et d'azote exportées dans le lait ($P < 0,001$; Tableau 2). L'ingestion des truies est plus élevée dans l'élevage A que dans l'élevage B, avec des consommations moyennes respectives de 6,54 et 5,84 kg/j. L'ingestion est en moyenne plus faible au cours de S1 (4,48 kg/j), augmente au cours de S2 (6,59 kg/j) puis S3+ (7,42 kg/j). La consommation augmente aussi avec le rang de portée des truies, de 5,19 kg/j pour les truies P1 à 6,75 kg/j pour les truies P3+.

2.2. Energie métabolisable

La quantité moyenne d'énergie exportée dans le lait est plus élevée dans l'élevage B que dans l'élevage A, avec respectivement 49,8 et 48,6 MJ/j. Le besoin journalier en EM est fortement corrélé au besoin de production laitière (0,92 ; $P < 0,001$) et dépend du besoin d'entretien. Ainsi, pour un besoin de production plus élevé mais un poids inférieur, le besoin en EM dans l'élevage B (94,1 MJ/j) est plus faible que dans l'élevage A (94,7 MJ/j). L'exportation d'énergie dans le lait est la plus faible au cours de S1 (31,7 MJ/j), intermédiaire au cours de S2 (56,8 MJ/j) et la plus élevée au cours de S3+ (60,8 MJ/j ; $P < 0,001$). Le besoin en EM augmente de manière significative avec le stade de lactation, de 69,7 MJ/j (S1) à plus de 100 MJ/j (S2 et S3+ ; $P < 0,001$). L'exportation d'énergie dans le lait est la plus forte pour les truies P2 avec 51,1 MJ/j. Le besoin en EM est le plus élevé pour les truies P3+ (96,7 MJ/j), et le plus faible pour les truies P1 (89,1 MJ/j ; $P < 0,001$). Le bilan énergétique, moyen calculé pour une ration contenant 13,0 MJ EM/kg, est négatif dans les deux élevages, ainsi que pour chaque semaine et chaque rang de portée. En moyenne le bilan énergétique est négatif lorsque les truies consomment moins de 7,51 kg/j ($P < 0,001$). Le déficit en EM est plus important pour les truies de l'élevage B, -18,2 contre -9,6 MJ/j pour les truies de l'élevage A. Le déficit le plus fort est atteint au cours de S2 (-19,1 MJ/j ; $P < 0,001$). Le déficit est également plus prononcé pour les truies P1 (-21,7 MJ/j) que P2 et P3+, avec des déficits respectifs de -14,7 et -9,0 MJ/j ($P < 0,001$).

2.3. Azote et lysine digestible

Tout comme pour l'énergie, l'exportation moyenne d'azote dans le lait est plus forte dans l'élevage B que dans l'élevage A (respectivement 72,6 et 70,9 g N/j ; Figure 2). L'exportation d'azote augmente avec la semaine de lactation, de 46,5 g N/j pour S1 à 88,3 g N/j pour S3+. L'exportation d'azote dans le lait est plus élevée pour les truies P2, avec 74,2 g N/j.

Le besoin moyen en lysine digestible est de 43,1 g/j (Elevage A) et de 43,6 g/j (Elevage B ; $P < 0,01$). Il augmente fortement entre S1 et S2, avec des valeurs respectives de 27,5 et 49,9 g/j, puis plafonne à 53,9 g/j au cours de S3+ ($P < 0,001$). Les truies

P2 présentent le besoin moyen le plus élevé (44,7 g/j ; $P < 0,001$). Le besoin moyen en lysine par kg d'aliment est supérieur dans l'élevage B (7,8 g/kg) par rapport à l'élevage A (6,8 g/kg ; $P < 0,001$). La teneur en lysine nécessaire pour satisfaire les besoins de 80% des truies du troupeau s'élève à 7,6 g/kg dans l'élevage A et à 9,4 g/kg dans l'élevage B. La concentration nécessaire pour couvrir les besoins de 80% de la population est donc supérieure au besoin moyen de respectivement 11,8% et 20,5% pour les élevages A et B. Le besoin moyen en lysine par kg d'aliment est plus faible au cours de S1 (6,4 g/kg) puis augmente au cours de S2 (8,0 g/kg ; $P < 0,001$) et reste stable par la suite (7,8 g/kg). Le besoin est satisfait pour 80% des truies avec des concentrations en lysine de 7,6, 9,5 et 9,2 g/kg, respectivement au cours de S1, S2 et S3+ (Figure 3a). Le rang de portée affecte aussi le besoin en lysine digestible par kg d'aliment ($P < 0,001$), avec un besoin moyen de 8,3, 7,3 et 6,7 g/kg respectivement pour les truies P1, P2 et P3+. Les concentrations permettant de satisfaire les besoins de 80% des effectifs par rang de portée s'élèvent à 9,8 (P1), 8,6 (P2) et 7,6 g/kg (P3+) (Figure 3b).

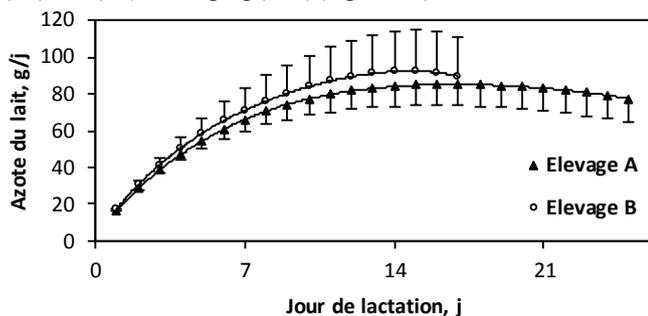


Figure 2 – Effet du stade de lactation sur la quantité d'azote exportée dans le lait pour chaque élevage

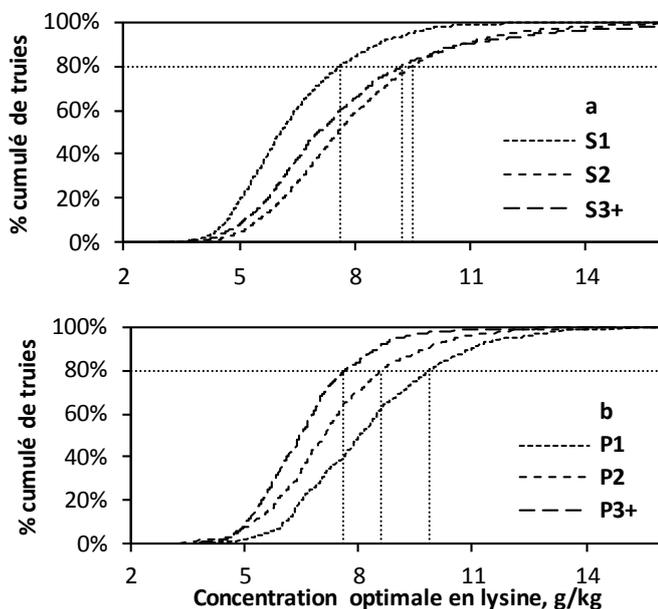


Figure 3 – Effet de la concentration en lysine de l'aliment sur la couverture du besoin des truies en fonction (a) de la semaine de lactation et (b) du rang de portée

2.4. Phosphore digestible

Le besoin journalier en P digestible est plus élevé ($P = 0,003$) dans l'élevage B (16,8 g/j) que dans l'élevage A (16,7 g/j). Il augmente au cours de la lactation, de 11,6 g/j (S1) à 18,9 g/j (S2) puis 20,0 g/j (S3+ ; $P < 0,001$). Il est plus élevé pour les truies P2 (17,2 g/j) que pour les truies P1 (16,0 g/j) et P3+ (17,0 g/j) ($P < 0,001$). Le besoin moyen en P digestible par kg

d'aliment est plus élevé dans l'élevage B (3,0 g/kg) que dans l'élevage A (2,6 g/kg ; $P < 0,001$). La teneur en P nécessaire pour satisfaire les besoins de 80% des truies du troupeau s'élève à 2,9 g/kg dans l'élevage A et à 3,6 g/kg dans l'élevage B. La concentration nécessaire pour couvrir les besoins de 80% de la population est donc supérieure au besoin moyen de, respectivement, 11,5% et 20% pour les élevages A et B. Le besoin par kg d'aliment augmente entre S1 et S2 de 2,7 à 3,0 g/kg, le besoin en S3+ étant intermédiaire (2,9 g/kg ; $P < 0,001$). Le besoin est satisfait pour 80% des truies avec des concentrations en phosphore de 3,2, 3,6 et 3,5 g/kg, respectivement au cours de S1, S2 et S3+. Le besoin le plus élevé est obtenu pour les truies P1 (3,2 g/kg), il diminue à 2,8 et à 2,6 g/kg, respectivement pour les truies P2 et P3+ ($P < 0,001$). Les concentrations permettant de satisfaire les besoins de 80% des effectifs au sein de chaque rang de portée s'élèvent à 3,8 (P1), 3,3 (P2) et 3,0 (P3+) g/kg.

3. DISCUSSION

Le modèle s'appuie sur des connaissances récentes en matière d'utilisation des nutriments. La courbe de production laitière utilisée (Hansen *et al.*, 2012) entraîne des besoins plus faibles en début de lactation et une évolution plus rapide que celle utilisée dans le logiciel InraPorc (Dourmad *et al.*, 2008). La prise en compte des constituants organiques fournis par l'utérus contribue à réduire la quantité de nutriments devant être apportée par l'alimentation ou mobilisée à partir des réserves, notamment au cours de la première semaine de lactation. L'utilisation de rendements spécifiques pour chaque acide aminé permet de moduler l'équilibre entre les acides aminés selon le niveau de production.

Le modèle utilise en entrée les caractéristiques et les performances individuelles des truies ce qui permet de formuler des recommandations tenant compte du niveau moyen des performances de chaque élevage. Ainsi la quantité de nutriments exportés dans le lait dans l'élevage B est légèrement supérieure à celle de l'élevage A ; cela n'affecte pas les besoins journaliers en EM ou en lysine du fait d'un poids vif et donc de besoins d'entretien plus faibles. En revanche, le déficit énergétique et les besoins en lysine et phosphore digestibles par kg d'aliment de l'élevage B sont plus élevés que dans l'élevage A, du fait de la plus faible consommation des truies. Cela renforce l'intérêt d'utiliser des données spécifiques à chaque élevage.

Les besoins journaliers de chaque nutriment augmentent au cours des semaines de lactation, ce qui est en accord avec les résultats de Strathe *et al.* (2015). Toutefois, l'effet de la semaine de lactation semble plus marqué dans notre étude vraisemblablement en raison de la prise en compte de la contribution de la régression utérine. Pour la même raison et aussi en raison de l'allure de la courbe de production laitière, l'évolution des besoins est aussi plus marquée que dans le modèle InraPorc. Il en résulte que les besoins en lysine et en P digestibles exprimés par kg d'aliment sont plus faibles en première semaine de lactation et plus élevés par la suite. Comme le suggèrent Strathe *et al.* (2015), cette évolution est à mettre en relation avec une augmentation de la production de lait plus rapide que l'accroissement de la capacité d'ingestion.

Pour des niveaux de performances proches, les besoins en lysine digestible proposés par le NRC (2012) sont de 45,7 contre 41,8 g/j dans notre étude pour les truies P1 et 48,9 g/j pour les truies multipares contre respectivement 44,7 et

Tableau 2 – Influence de l'élevage (E), de la semaine de lactation (S) et du rang de portée (P) sur les performances, les besoins en énergie métabolisable (EM), lysine digestible (Lys_{Dig}) et phosphore digestible (P_{Dig})¹

	Elevage		Semaine de lactation			Rang de portée			P-value ¹			
	A	B	S1	S2	S3+	P1	P2	P3+	ETR ²	E	S	P
Nombre de truies	633	817	1450	1450	1397	454	379	617				
Ingestion, kg/j	6,54	5,84	4,48 ^a	6,59 ^b	7,42 ^c	5,19 ^a	6,30 ^b	6,75 ^c	0,98	***	***	***
Energie du lait, MJ/j	48,6	49,8	31,70 ^a	56,8 ^b	60,8 ^c	47,5 ^a	51,1 ^c	49,4 ^b	5,4	***	***	***
Besoin EM, MJ/j	94,7	94,1	69,7 ^a	104,8 ^b	110,4 ^c	89,1 ^a	96,6 ^b	96,7 ^b	7,3	**	***	***
Bilan EM, MJ/j	-9,6	-18,2	-11,5 ^a	-19,1 ^c	-14,0 ^b	-21,7 ^a	-14,7 ^b	-9,0 ^c	13,9	***	***	***
Azote du lait, g N/j	70,9	72,6	46,5 ^a	82,7 ^b	88,3 ^c	69,8 ^a	74,2 ^c	71,9 ^b	7,3	***	***	***
Besoin Lys _{Dig} moyen, g/j	43,1	43,6	27,5 ^a	49,9 ^b	53,9 ^c	41,8 ^a	44,7 ^c	43,7 ^b	4,2	**	***	***
Besoin Lys _{Dig} moyen, g/kg	6,8	7,8	6,4 ^a	8,0 ^b	7,8 ^b	8,3 ^a	7,3 ^b	6,7 ^c	1,7	***	***	***
Besoin P _{Dig} moyen, g/j	16,7	16,8	11,6 ^a	18,9 ^b	20,0 ^c	16,0 ^a	17,2 ^c	17,0 ^b	1,5	**	***	***
Besoin P _{Dig} moyen, g/kg	2,6	3,0	2,7 ^a	3,0 ^c	2,9 ^b	3,2 ^a	2,8 ^b	2,6 ^c	0,7	***	***	***

¹ Modèle linéaire généralisé à effets fixes (élevage, semaine, rang) et aléatoire (lactation de truie) **: P < 0,01 ; *** : P < 0,001 ; ² ETR : Ecart-type résiduel

43,7 g/j pour les truies P2 et P3+ dans notre étude. Toutefois, la prise en compte de la variabilité du besoin peut amener à recommander des apports plus élevés si l'on veut couvrir les besoins de plus de 50% des animaux du troupeau. L'alternative est de développer une stratégie de précision pour adapter les apports à chaque animal.

CONCLUSION

Le modèle souligne l'utilité des données d'élevage dans la détermination dynamique des besoins nutritionnels individuels. Il pourra être utilisé dans le pilotage en temps réel des apports dans une démarche d'alimentation de précision.

REMERCIEMENTS

Ce travail a été réalisé dans le cadre d'une thèse #DigitAg et bénéficie d'une aide de l'État gérée par l'Agence Nationale de la Recherche au titre du programme d'Investissements d'avenir portant la référence ANR-16-CONV-0004.

Ce travail bénéficie de l'aide financière de l'Union Européenne dans le cadre du projet de recherche "Feed-a-Gene" sous l'égide du programme "H2020 – Recherche et Innovation" (Grant agreement No 633531).

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Bikker P., Blok M.C., 2017. Phosphorus and calcium requirements of growing pigs and sows. CVB Documentation report, Wageningen Livestock Research, Wageningen, 74 p.
- Cloutier L., Pomar C., Létourneau-Montminy M.P., Bernier J.F., Pomar J., 2015. Evaluation of a method estimating real-time individual lysine requirements in two lines of growing-finishing pigs. *Animal*, 9, 561-568.
- Dourmad J.Y., Noblet J., Etienne M., 1998. Effect of protein and lysine supply on performance, nitrogen balance, and body composition changes of sows during lactation. *J. Anim. Sci.*, 76, 542-550.
- Dourmad J.Y., Etienne M., Valancogne A., Dubois S., van Milgen J., Noblet J., 2008. InraPorc: A model and decision support tool for the nutrition of sows. *Anim. Feed Sci. Technol.*, 143, 372-386.
- Dourmad J.Y., Brossard L., Pomar C., Pomar J., Gagnon P., Cloutier L., 2017. Development of a decision support tool for precision feeding of pregnant sows. In: Proc. of the 8th. European Conference on Precision Livestock Farming (ECP LF), Nantes, France, pp 584-592.
- Graves W.E., Lauderdale J.W., Kirkpatrick R.L., First N.L., Casida L.E., 1967. Tissue changes in the involuting uterus of the postpartum sow. *J. Anim. Sci.*, 26, 365-371.
- Hansen A.V., Strathe A.B., Kebreab E., France J., Theil P.K., 2012. Predicting milk yield and composition in lactating sows: A Bayesian approach. *J. Anim. Sci.*, 90, 2285-2298.
- Jondreville C., Dourmad J.Y., 2005. Le phosphore dans la nutrition des porcs. *INRA Prod. Anim.*, 18, 183-192.
- Jones D.B., Stahly T.S., 1999. Impact of amino acid nutrition during lactation on luteinizing hormone secretion and return to estrus in primiparous sows. *J. Anim. Sci.*, 77, 1523-1531.
- Moughan P., 1999. Protein metabolism in the growing pig. In: I. Kyriazakis (Ed) *A quantitative biology of the pig*, CAB, 299-331. Wallingford, UK.
- Noblet J., 1990. Bases d'estimation du besoin énergétique de la truie au cours du cycle de reproduction. Thèse de doctorat. Université Pierre et Marie Curie Paris VI, Paris, France, 150 p.
- Noblet J., Dourmad J.Y., Etienne M., 1990. Energy utilization in pregnant and lactating sows: modeling of energy requirements. *J. Anim. Sci.*, 68, 562-572.
- Noblet J., Etienne M., 1986. Effect of energy level in lactating sows on yield and composition of milk and nutrient balance of piglets. *J. Anim. Sci.*, 63, 1888-1896.
- Noblet J., Etienne M., 1987. Metabolic utilization of energy and maintenance requirements in lactating sows. *J. Anim. Sci.*, 64, 774-781.
- Noblet J., Etienne M., 1989. Estimation of sow milk nutrient output. *J. Anim. Sci.*, 67, 3352-3359.
- NRC, 2012. Nutrient requirements of swine. National Academies Press, Washington, D.C, 11th rev, 400 p.
- Palmer W.M., Teague H.S., Venzke W.G., 1965. Macroscopic observations on the reproductive tract of the sow during lactation and early postweaning. *J. Anim. Sci.*, 24, 541-545.
- Strathe A.V., Strathe A.B., Theil P.K., Hansen C.F., Kebreab E., 2015. Determination of protein and amino acid requirements of lactating sows using a population-based factorial approach. *Animal*, 9, 1319-1328.
- Trottier N.L., Johnston L.J., de Lange C.F.M., 2015. Applied amino acid and energy feeding of sows. In: *The gestating and lactating sow*, C. Farmer (Ed.), Wageningen Academic Publishers, The Netherlands, 117-146.
- Sauvant D., Pérez J.M., Tran G., 2004. Tables de composition et de valeur nutritive des matières premières destinées aux animaux d'élevage. Editions INRA, Paris, France.
- van Milgen J., Valancogne A., Dubois S., Dourmad J.Y., Sève B., Noblet J., 2008. InraPorc: A model and decision support tool for the nutrition of growing pigs. *Anim. Feed Sci. Technol.*, 143, 387-405.

COMMUNICATION JRP 2021

Algorithme de prédiction en temps réel de la consommation alimentaire journalière chez la truie en lactation

Raphaël GAUTHIER (1), Christine LARGOUËT (2), Laurence ROZE (3), Jean-Yves DOURMAD (1)

(1) PEGASE, INRAE, Institut Agro, 35590, Saint Gilles, France

(2) Institut Agro / INRIA, Université de Rennes, CNRS, IRISA, F-35000 Rennes

(3) Université de Rennes, INSA, INRIA, CNRS, IRISA, Rennes, France

raphael.gauthier@inrae.fr

Algorithme de prédiction en temps réel de la consommation alimentaire journalière chez la truie en lactation

Le développement d'algorithmes de prédiction de la consommation alimentaire journalière est essentiel à la mise en œuvre des stratégies d'alimentation de précision en temps réel. Compte tenu de l'absence de modèle mécaniste de prédiction de la consommation chez la truie en lactation, une nouvelle approche est proposée combinant une prédiction en temps réel avec un apprentissage « hors ligne » des comportements alimentaires de la truie. Une base de données de 39 090 lactations, provenant de six exploitations et contenant les consommations des 20 jours après mise-bas, a été utilisée pour (i) identifier des groupes (clusters) de truies présentant un comportement alimentaire similaire et (ii) tester trois fonctions de prédiction de la consommation. L'homogénéité des clusters obtenus par apprentissage « hors ligne » a été évaluée selon les indices Silhouette et Calinski-Harabasz. Les méthodes de prédiction ont été évaluées avec l'erreur moyenne et l'erreur quadratique moyenne (RMSE) déterminées par jour et par truie. Les clusters les plus homogènes sont obtenus lorsque la base est divisée en deux groupes. La trajectoire du premier groupe est caractérisée par une augmentation continue de la consommation au cours de la lactation, et la seconde, par un plateau atteint à partir du 10^{ème} jour. L'erreur moyenne par truie, obtenue en utilisant deux trajectoires et la meilleure fonction de prédiction, est de -0,08 kg/j, avec une RMSE de 1,06 kg/j. Bien que la variabilité individuelle soit élevée, l'utilisation des trajectoires améliore la prédiction de la consommation. En pratique, l'apprentissage des trajectoires peut être renouvelé régulièrement, tandis que la procédure de prédiction, peu gourmande en puissance de calcul, peut être intégrée dans le système d'alimentation de précision.

Algorithm for real-time prediction of daily feed intake in lactating sows

Developing algorithms able to predict daily feed intake is essential for implementing precision-feeding strategies in real time. Given the lack of a mechanistic model to predict feed intake in lactating sows, a new approach that combined real-time prediction with off-line learning of sow feeding behaviours was developed. A database of 39,090 lactations from 6 farms that contained the first 20 post-farrowing feed intake values was used to (i) identify groups of sows with similar feeding behaviour and (ii) test three functions to predict feed intake. The homogeneity of clusters obtained by off-line learning was assessed according to the Silhouette and Calinski-Harabasz scores. The prediction functions were evaluated by calculating mean error (ME) and root mean square error (RMSE) per day and per sow. The clusters with the best homogeneity were obtained by dividing the database into two groups. The trajectory of feed intake of the first group increased continuously during lactation, while that of the second plateaued from day 10 onwards. The ME per sow obtained for these two trajectories using the best function was -0.08 kg/d, and the corresponding RMSE was 1.06 kg/d. Although individual variability was high, the use of trajectories improved the prediction of feed intake. In practice, learning of trajectories may be recalculated regularly, while the real-time prediction function, which requires fewer computing resources, could be embedded into the smart feeder.

INTRODUCTION

L'efficacité des systèmes d'alimentation porcins dépend en grande partie de l'équilibre entre les apports alimentaires et les besoins nutritionnels des animaux. A un stade donné, les porcs sont généralement nourris avec un régime alimentaire unique formulé pour couvrir les besoins de l'essentiel de la population. Selon le concept d'élevage de précision (Vranken et Berckmans, 2017), la prise en compte de la variabilité entre animaux apparaît comme un levier majeur permettant de développer des systèmes d'alimentation plus durables (Pomar *et al.*, 2019 ; Gaillard *et al.*, 2020) et d'améliorer la durabilité et la compétitivité des élevages. La capacité de ces nouveaux systèmes de précision à répondre de manière plus adéquate aux besoins individuels des animaux a déjà été démontrée chez le porc en croissance (Cloutier *et al.*, 2015).

Chez la truie en lactation, les besoins nutritionnels sont généralement très élevés (Noblet *et al.*, 1990), mais aussi fortement variables (Gauthier *et al.*, 2019). L'alimentation de précision semble donc être une stratégie intéressante pour améliorer l'équilibre entre les apports et les besoins individuels, mais le développement de cette approche nécessite notamment de pouvoir prédire la consommation individuelle journalière (CIJ) des truies (Gauthier *et al.*, 2019). Compte tenu des nombreux facteurs régulant l'appétit et agissant sur la prise alimentaire, il n'existe toutefois à ce jour aucun modèle mécaniste de prédiction de la consommation alimentaire en espèce porcine (Black *et al.*, 2009).

Dans cette étude, nous présentons une nouvelle approche de prédiction de la CIJ des truies en lactation, tirant profit de la disponibilité croissante de cette information en élevage du fait de l'utilisation de distributeurs d'aliment connectés (Piñeiro *et al.*, 2019). L'approche s'appuie sur des techniques d'apprentissage automatique permettant d'extraire des trajectoires de consommation à partir de grandes quantités de données. Ces trajectoires sont ensuite combinées avec une procédure de prédiction de la CIJ utilisable en temps réel. Cette publication a pour objectifs de présenter le fonctionnement de cette approche et d'en évaluer la qualité.

1. MATERIEL ET METHODES

1.1. Base de données de séries chronologiques

Une série chronologique (SC) univariée, notée $F_t = f_{1,t}, \dots, f_{j,t}, \dots, f_{n,t}$, est une séquence de valeurs numériques indexées selon le temps. Dans cette étude, chaque valeur $f_{j,t}$ représente la CIJ d'une truie t pour une journée j , $j \in [1, 20]$. Les 20 premières CIJ après mise-bas ont été enregistrées entre avril 2013 et juin 2019 dans six élevages commerciaux, dont les places de maternités étaient équipées du système Gestal® (JYGA Technologies Inc., Québec, Canada). La base de données ainsi constituée totalise 39 090 lactations. Le nombre de SC, la moyenne et l'écart-type des CIJ ont été calculés pour les six élevages. L'évolution de la CIJ au cours du temps a également été décrite.

1.2. Présentation de l'approche

L'approche proposée vise (i) à définir des groupes de truies ayant la même trajectoire de consommation pendant la lactation pour ensuite (ii) permettre une prédiction de la CIJ (Figure 1). La définition des groupes de truies fait appel à une procédure « hors ligne » d'apprentissage non supervisé, ayant pour objectifs de définir des clusters homogènes de SC et de

calculer un « prototype » représentant la trajectoire de consommation moyenne de chaque cluster. Pour prédire la CIJ à un jour donné, une trajectoire est d'abord affectée à la truie, puis la CIJ est prédite en temps réel en fonction de sa trajectoire sur la base des consommations enregistrées depuis sa mise-bas. La CIJ est ensuite mesurée par l'automate de distribution et enregistrée en fin de journée afin d'être utilisée les jours suivants.

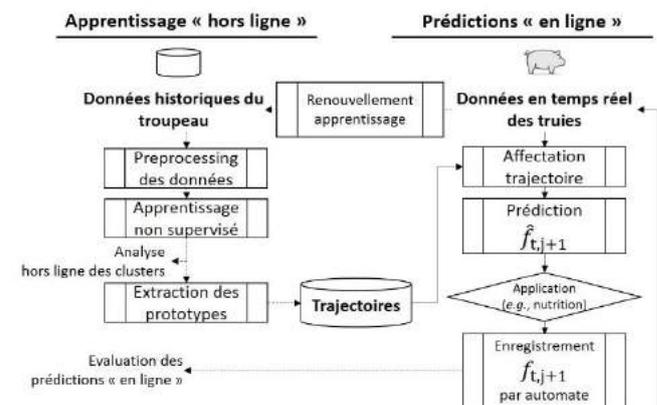


Figure 1 - Approche méthodologique pour la prédiction au jour le jour de la consommation individuelle des truies en lactation

1.3. Apprentissage hors ligne et extraction de prototypes

En apprentissage non supervisé, l'identification de groupes homogènes au sein de grandes quantités de données, sans connaissance *a priori* sur la nature de ces groupes, relève des problèmes traités par les algorithmes de *clustering*. Dans cette étude, l'algorithme de clustering k-Shape (Paparrizos et Gravano, 2016) a été utilisé pour identifier des clusters homogènes de SC et en extraire des trajectoires, dans un sous-ensemble représentant 80 % des 39 090 SC de la base de données. Les 20% restant sont utilisés pour évaluer la précision de la prédiction en ligne. L'algorithme k-Shape permet de repérer efficacement la similarité de deux SC même lorsque celles-ci présentent une distorsion ou une translation de leurs valeurs selon l'axe des ordonnées. Chaque SC a donc été normalisée (centrée-réduite) de telle manière que la moyenne et l'écart-type soient égaux à 0 et 1, afin d'identifier la similarité dans le comportement alimentaire des truies malgré de possibles différences dans leur niveau moyen de consommation. L'algorithme k-Shape permet également de repérer efficacement les similarités de deux SC, dont les valeurs présentent un décalage selon l'axe des abscisses. Les index des SC pour lesquels leur similarité est maximisée sont évalués par calcul de la corrélation croisée normalisée, une mesure utilisée notamment en traitement de signal pour mesurer le décalage de deux signaux dans le temps (Paparrizos et Gravano, 2016).

L'algorithme k-Shape considère en entrée un paramètre k qui correspond au nombre de clusters à identifier. Dans cette étude, k représente donc le nombre de « comportements alimentaires » détectés dans la base de données. Comme cette valeur n'est pas connue *a priori*, l'algorithme k-Shape a été entraîné pour plusieurs valeurs de k , comprises entre 2 et 8. Pour chaque valeur de k , l'homogénéité des clusters obtenus a été évaluée avec les indices Silhouette (Rousseeuw, 1987) et Calinski-Harabasz (Calinski et Harabasz, 1974). L'indice Silhouette varie entre -1 et +1, où la valeur +1 indique que les clusters sont bien séparés entre eux et que les SC au sein d'un même cluster sont très similaires, tandis que la valeur -1 qualifie

la situation opposée. Pour le score Calinski-Harabasz, plus le score est élevé, plus la séparation des clusters est nette.

L'apprentissage hors ligne a été réalisé par élevage, et globalement sur l'ensemble du jeu d'apprentissage. La stratégie d'apprentissage par élevage a permis de calculer des prototypes spécifiques à chaque élevage (FS), tandis que la stratégie globale (G) a permis d'établir des prototypes sur l'ensemble de la base de données d'apprentissage. Chaque prototype a ensuite été exprimé en kilogramme par jour pour obtenir des trajectoires de consommation alimentaire pour chaque élevage, et sur l'ensemble des élevages.

1.4. Assignment d'une truie à une trajectoire, prédiction en temps réel des CIJ, et évaluation

Pour une truie donnée, la procédure de prédiction en temps réel de la consommation, sur la base de données journalières, repose (i) sur l'assignation de la truie à l'une des trajectoires identifiées hors ligne, et (ii) sur la prédiction de la CIJ à partir de la trajectoire assignée et de ses CIJ mesurées depuis la mise-bas. L'assignation d'une truie à une trajectoire fait intervenir la mesure de similarité (Shape-Based Distance, SBD, Paparrizos et Gravano, 2016) entre les consommations passées de la truie et les trajectoires identifiées hors ligne. La CIJ est ensuite prédite à partir des fonctions 1f, utilisant la trajectoire assignée et la dernière consommation connue de la truie, et 2f, utilisant la trajectoire assignée et les deux dernières consommations connues de la truie. La CIJ est également prédite à partir d'une 3^{ème} fonction naïve, appelée Persistance, pour laquelle la prédiction de la CIJ correspond à la dernière consommation enregistrée de la truie. Les différentes méthodes de prédiction, reposant (i) sur la combinaison des différentes stratégies d'apprentissage des trajectoires (FS et G, pour différentes valeurs de k) avec les fonctions de prédiction (1f, 2f), et (ii) sur la méthode Persistance sans apprentissage préalable des trajectoires, ont été évaluées avec l'erreur moyenne par truie (EM_t) et par jour (EM_j), et avec l'erreur quadratique moyenne par truie ($RMSE_t$) et par jour en pourcentage ($RMSEP_j$). Les méthodes de prédiction utilisant les trajectoires déterminées hors ligne sont dénommées ci-après FS.1f, FS.2f, G.1f et G.2f, selon les différents apprentissages réalisés.

2. RESULTATS

2.1. Description des données de consommation par élevage

La consommation moyenne varie d'un élevage à l'autre, et est la plus élevée dans l'élevage 2 et la plus faible dans l'élevage 1 (Tableau 1). Elle est en moyenne de $6,05 \pm 1,29$ kg/j sur une période de 20 jours *post-partum*.

Tableau 1 - Nombre de séries chronologiques, consommation moyenne (kg/j) et écart-type par élevage

Élevages	Nombre	Moyenne, kg	Ecart type
1	7 872	5,14	0,87
2	3 467	6,98	1,42
3	9 111	6,50	1,12
4	651	6,22	1,13
5	10 692	6,08	1,26
6	7 297	5,99	1,28
Tous	39 090	6,05	1,30

La consommation augmente progressivement (Figure 2). Pendant les 5 premiers jours de lactation, la consommation moyenne augmente rapidement de 2 à 5 kg, puis elle continue à augmenter plus lentement avec un plateau atteint en 3^{ème}

semaine de lactation. La variabilité de la CIJ est importante et augmente au cours de la lactation.

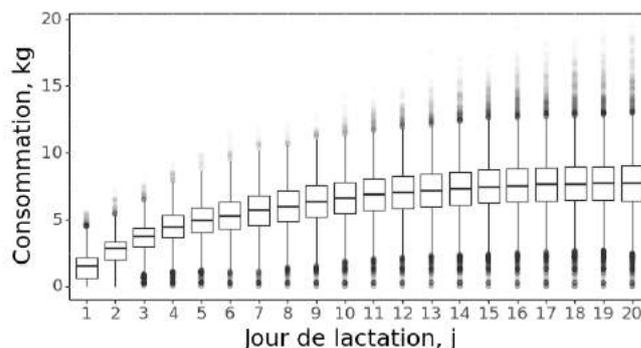


Figure 2 - Consommations journalières pour 39 090 lactations

2.2. Identification « hors ligne » des trajectoires

L'indice Silhouette était le plus élevé pour une valeur de $k=2$, aussi bien lorsque l'apprentissage était réalisé séparément dans chacun des six élevages (FS), que globalement (G) sur tous les élevages. Pour $k=2$, les scores Silhouette variaient de 0,16 à 0,22. Pour $k \in [3, 5]$, les indices Silhouette diminuaient régulièrement, et pour $k \in [6, 8]$, les valeurs étaient inférieures à 0,10. Dans la stratégie FS, l'indice Calinski-Harabasz était maximal pour $k=2$ dans les élevages 1, 2, 4, 5, 6. Pour l'élevage 3, cet indice était maximal pour $k=3$. Dans la stratégie G, cet indice était maximal pour $k=2$. Sur la base de ces observations, $k=2$ correspond au meilleur paramètre permettant d'obtenir les clusters les plus homogènes possibles, à la fois dans les approches FS et G. La figure 3 représente pour chaque élevage et l'ensemble des élevages, les deux clusters obtenus, avec les prototypes normalisés correspondant. Dans chaque cluster, le prototype correspondant est décrit par une SC synthétisant la tendance suivie par les SC du cluster.

2.3. Evaluation des méthodes de prédiction « en ligne »

Pour chacune des méthodes de prédiction reposant sur les trajectoires déterminées hors ligne, les EM_j les plus faibles sont obtenues pour $k=2$. La valeur la plus faible est obtenue avec la méthode G.1f.2. Avec cette méthode, 75 % des valeurs EM_t étaient comprises entre -0,10 et +0,05 kg/j.

L'effet du stade de lactation sur EM_j est présenté à la figure 4. Pour FS.1f, FS.2f, G.1f et G.2f, avec $k=2$, la valeur EM_j était généralement négative en début de lactation, légèrement positive ensuite, et négative à nouveau jusqu'à la fin de la lactation. A titre de comparaison, les erreurs EM_j obtenues avec la méthode Persistance étaient presque toujours négatives avec d'importantes erreurs les premiers jours de lactation. Les erreurs EM_j variaient entre -0,30 et 0,20 kg/j pour les méthodes FS.1f, FS.2f, G.1f et G.2f, avec $k=2$. Elles étaient comprises entre -1,20 kg/j et 0,10 kg/j pour la méthode Persistance.

Pour chacune des méthodes FS.1f, FS.2f, G.1f et G.2f, les plus faibles $RMSE_t$ étaient également obtenues pour $k=2$ avec, respectivement 1,11, 1,06, 1,13 et 1,07 kg/j. En comparaison, la $RMSE_t$ obtenue avec la méthode Persistance était de 1,21 kg/j. La plus faible $RMSE_t$ était obtenue avec la méthode FS.2f avec $k=2$. Avec cette méthode, 75 % des $RMSE_t$ étaient comprises entre 0,75 et 1,30 kg/j.

Pour toutes les méthodes, la valeur de $RMSEP_j$ diminue au cours des 5 premiers jours de lactation, puis elle se stabilise à un niveau faible par la suite. Le premier jour, elle était la plus faible pour FS.1f.2 et FS.2f.2 et représentait 45,6% de la CIJ moyenne,

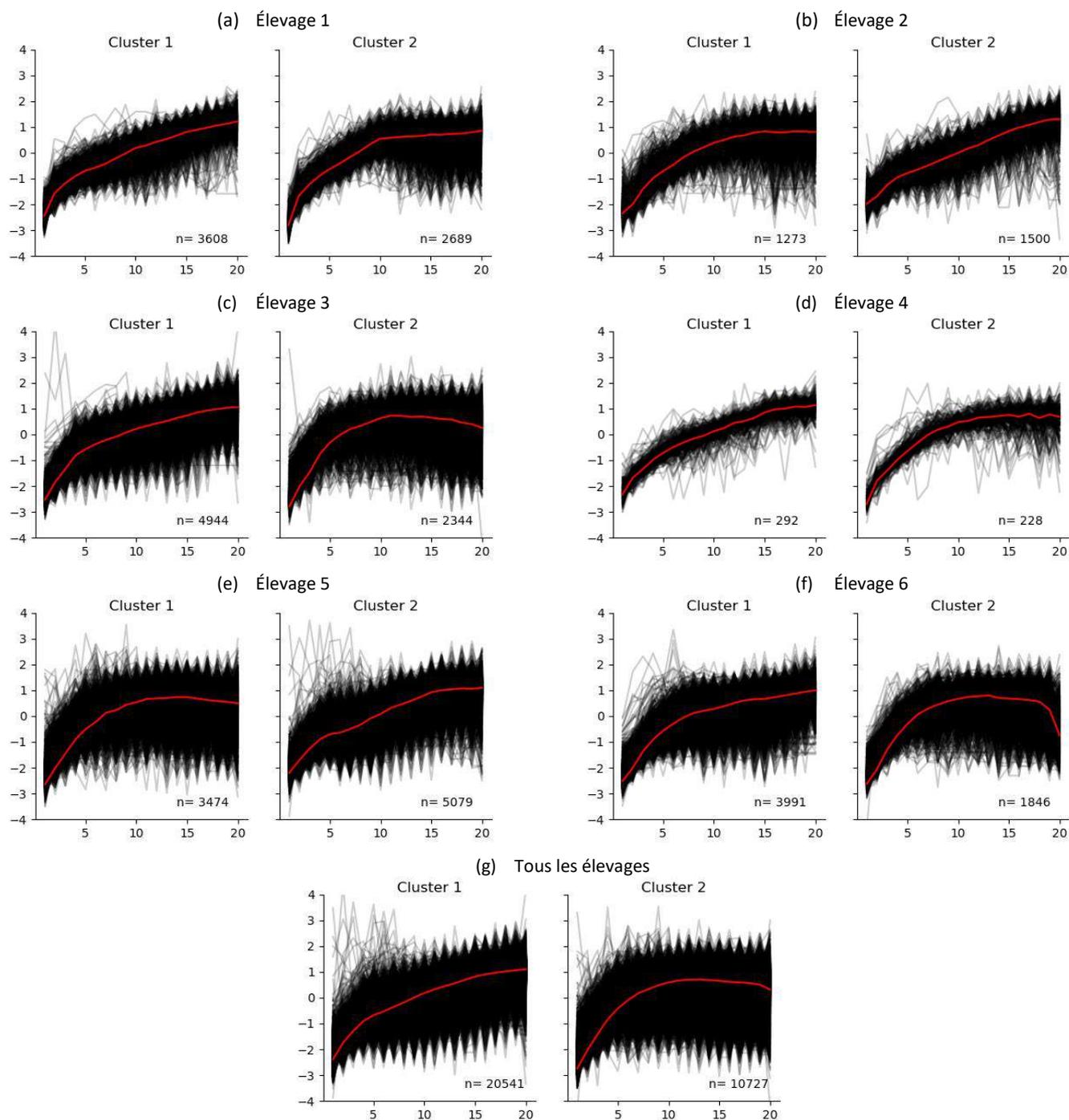


Figure 3 - Comparaison des clusters et des prototypes normalisés pour chaque élevage et tous les élevages ensemble, pour $k=2$.

alors que pour G.1f.2, G.2f.2 et Persistance, elle atteignait 69,3% de la moyenne. Entre le 1^{er} et le 3^{ème} jour, la $RMSEP_j$ diminue rapidement et atteint environ 20 % pour l'ensemble des méthodes basées sur les trajectoires identifiées hors ligne, alors qu'elle reste supérieure à 32% avec la méthode Persistance. Entre le 5^{ème} et le 20^{ème} jour, la $RMSEP_j$ reste presque constante. Sur cette période les moyennes des $RMSEP_j$, avec $d \in [5,20]$, pour les méthodes Persistance, FS.1f.2, G.1f.2, FS.2f.2 et G.2f.2 étaient voisines avec respectivement 18,8%, 18,5%, 18,6%, 17,2%, and 17,2%.

3. DISCUSSION

3.1. Identification hors ligne des trajectoires

L'algorithme k-Shape a été utilisé pour identifier des groupes homogènes de comportements alimentaires en lactation. La

valeur de $k=2$ maximise l'indice Silhouette dans chacun des six élevages, et également à l'échelle globale. L'indice Silhouette est strictement positif (0,20 en moyenne) ce qui indique que les SC sont plus proches de leur cluster d'appartenance que des autres. La relative faiblesse de l'indice suggère néanmoins que les clusters peuvent se chevaucher sur une certaine période de la lactation et que certaines SC peuvent présenter des similarités avec d'autres clusters. En effet, dans les différents clusters, l'évolution de la consommation alimentaire jusqu'au 5^{ème} jour de lactation est assez similaire, ce qui reflète l'augmentation progressive de la ration allouée par l'éleveur. Cela pourrait être lié aux pratiques d'alimentation, à l'augmentation progressive de leurs besoins nutritionnels due à l'augmentation de la production laitière (NRC, 2012 ; Gauthier *et al.* 2019), à l'adaptation progressive de leur tube digestif (Theil, 2015).

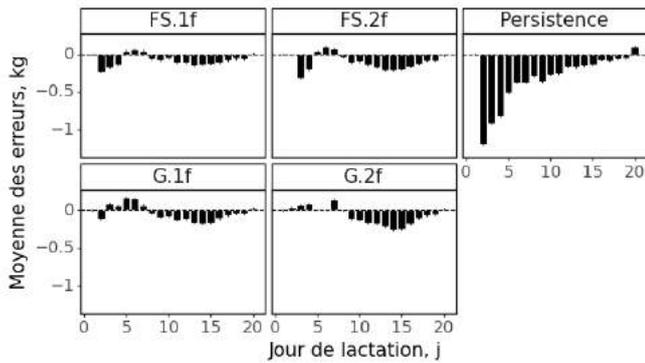


Figure 4 - Effet du stade de lactation sur l'erreur moyenne selon chaque méthode de prédiction

L'utilisation de plus de deux clusters n'a pas permis d'obtenir des ensembles de clusters plus homogènes, l'indice Silhouette diminuant de manière presque linéaire avec l'augmentation de la valeur de k . Le score Calinski-Harabasz confirme également ce nombre optimal de clusters. L'algorithme k -Shape a permis de bien contrôler les distorsions et les décalages selon l'axe des ordonnées entre SC, comme le montre la figure 3 avec des données normalisées.

Bien que la variabilité résiduelle des SC normalisées soit élevée, les résultats obtenus avec k -Shape suggèrent que les SC peuvent être classées en un nombre limité de trajectoires, indépendamment du niveau de consommation alimentaire et de la variabilité individuelle des truies. Une des trajectoires identifiées dans chaque élevage séparément ou dans tous les élevages simultanément décrit une augmentation rapide de la consommation pendant les 7 premiers jours, suivie d'une augmentation plus lente et presque linéaire par la suite. Elle représente entre 54 % et 68 % des SC de la base d'apprentissage, selon les élevages. La seconde trajectoire décrit une augmentation curvilinéaire de la consommation d'aliments pendant les 7 premiers jours, suivie d'un plateau, à partir du 10^e jour environ. Cette 2nde trajectoire représente entre 32 et 46 % des SC.

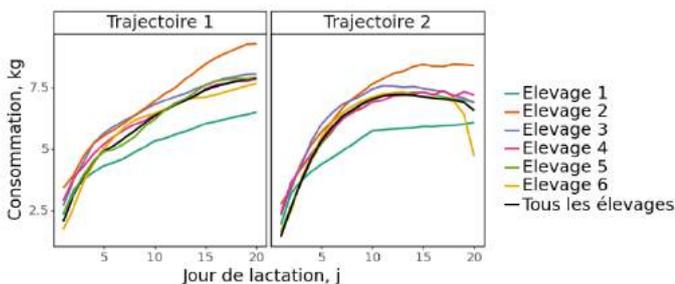


Figure 5 - Comparaison des trajectoires obtenues pour chaque élevage et tous les élevages ensemble, pour $k=2$.

A partir de ces trajectoires, des courbes de consommation alimentaire ont été obtenues pour chaque élevage, et pour tous les élevages simultanément (Figure 5). Il existe très peu d'études disponibles dans la littérature sur les trajectoires de consommation alimentaire des truies en lactation, principalement parce que les CIJ sont très rarement enregistrées, sauf récemment avec l'utilisation de distributeurs connectés (Piñeiro *et al.*, 2019). À notre connaissance, seule l'étude de Koketsu *et al.* (1996) a été réalisée sur un grand nombre de truies (environ 25 000 lactations), les consommations journalières étant enregistrées manuellement par les éleveurs. La durée moyenne de la lactation (19 jours) était similaire à celle de la présente étude, et la consommation moyenne (5,2 kg/j) était inférieure de 15%. A partir de ces

données, Koketsu *et al.* (1996) ont identifié six trajectoires en fonction du niveau de consommation, de la dynamique temporelle de la consommation et de l'occurrence d'une baisse transitoire de la consommation pendant la lactation. Trois de ces trajectoires présentaient des évolutions similaires à celles des deux trajectoires identifiées dans la présente étude, avec une évolution rapide ou progressive de la consommation d'aliments dans le temps. Cependant, deux des trajectoires identifiées dans l'étude de Koketsu *et al.* (1996), celles avec une augmentation rapide et une baisse transitoire forte ou modérée de la prise d'aliments, n'ont pas été identifiées dans notre étude, même en considérant plus de deux clusters (résultats non présentés). D'après Dourmad (1991), qui a également observé une baisse transitoire de la consommation alimentaire à environ 5 jours de lactation chez des truies maigres ayant un appétit élevé et nourries *ad libitum* à partir de la mise-bas, ceci pourrait être lié à l'apparition de troubles gastro-intestinaux résultant d'une consommation alimentaire excessive non contrôlée en début de lactation. Il peut être suggéré que, dans la présente étude, l'utilisation de distributeurs connectés permettant de contrôler le risque de surconsommation aurait diminué la fréquence de ce type de comportements. Selon Koketsu *et al.* (1996), les courbes d'alimentation "rapides" ou "progressives", qui correspondent aux deux trajectoires identifiées dans la présente étude, sont celles préférables pour optimiser les performances de reproduction et de lactation, et réduire l'apparition de problèmes de retour en œstrus après le sevrage. Il est donc possible que le dispositif d'alimentation utilisé ait favorisé la fréquence de ces courbes dans notre base de données. Avec une autre base de données provenant d'élevages ayant des pratiques alimentaires différentes (par exemple avec une alimentation *ad libitum* dès la mise-bas), d'autres trajectoires auraient donc pu être identifiées. Cela souligne l'importance d'effectuer régulièrement la procédure d'apprentissage hors ligne, avec des données obtenues directement sur l'élevage.

3.2. Prédictions « en ligne »

La prédiction en ligne démarre par l'attribution chaque jour d'une trajectoire pour chaque truie, sur la base d'une mesure de similarité entre les trajectoires identifiées et les consommations de la truie enregistrées depuis sa mise-bas. En moyenne, pour $k=2$, une truie donnée est réaffectée 2,2 fois à une trajectoire différente au cours de sa lactation. Ces changements se produisent principalement vers le 5^e et le 15^e jour de la lactation. Cela pourrait être dû à la difficulté de comparer des trajectoires moyennes avec des SC présentant des CIJ davantage variables.

Pour chacune des méthodes de prédiction utilisant les trajectoires déterminées par apprentissage hors ligne, la qualité de la prédiction était la meilleure pour les plus faibles valeurs de k . L'augmentation du nombre de trajectoires tend donc à diminuer la qualité de la prédiction, probablement en réaffectant trop fréquemment les trajectoires des truies au cours de la lactation.

La méthode de prédiction reposant sur la fonction Persistance, sans apprentissage hors ligne, a été utilisée comme méthode de référence pour la comparaison avec les autres méthodes. La figure 4 montre clairement que cette fonction ne prédit pas efficacement la CIJ, en particulier au cours des 11 premiers jours de lactation pendant lesquels la CIJ augmente quel que soit l'élevage et le cluster. Sur cette période, les fonctions de prédiction 1f et 2f sont beaucoup plus performantes, avec des

valeurs EM_j plus faibles et centrées sur 0 et des $RMSE_j$ plus faibles. Après 11 jours de lactation, lorsque la consommation d'aliment est stabilisée, les valeurs EM_j des différentes fonctions de prédiction sont comparables. Cependant, comme les erreurs EM_j peuvent se compenser de jour en jour, ce seul critère n'est pas suffisant pour évaluer la précision de la prédiction. L'analyse des $RMSE$ fournit une compréhension complémentaire de la qualité prédictive des différentes méthodes. Selon les métriques EM_t et $RMSE_t$, les meilleures prédictions sont obtenues pour un apprentissage des trajectoires par élevage, avec $k=2$, et une fonction de prédiction basée sur les consommations des deux jours précédents (FS.2f.2) ($EM_t = -0,08$ kg/j, $RMSE_t = 1,06$ kg/j), bien que la même méthode basée sur l'ensemble des données de l'élevage (G.2f.2) soit très proche ($EM_t = -0,04$, $RMSE_t = 1,07$ kg/j). L'écart de $RMSEP_j$ entre les fonctions 2f par rapport aux fonctions 1f est probablement due à une meilleure prédiction de la consommation en prenant en compte la moyenne entre deux prédictions.

3.3. Utilisation en pratique de l'approche

Comme indiqué à la figure 1, les prédictions peuvent être utilisées par toute application qui requiert de prédire la consommation journalière pendant la lactation, au niveau individuel. En alimentation de précision, la prédiction de la consommation alimentaire est nécessaire pour déterminer la teneur optimale en nutriments du régime à préparer par le distributeur connecté (Gauthier *et al.*, 2019).

Grâce à l'algorithme k-Shape, l'apprentissage hors ligne est relativement rapide, comparativement aux autres méthodes de clustering de SC. Le temps nécessaire dépend principalement du nombre de SC utilisées, variant de quelques minutes à quelques heures sur un ordinateur de puissance moyenne, comme ceux disponibles en exploitation. À l'inverse, les méthodes de prédiction en ligne sont très rapides et nécessitent moins d'une seconde d'exécution par truie par jour, et peu de ressources informatiques. La prédiction en ligne pourrait donc être facilement intégrée dans le système de contrôle des distributeurs connectés.

Pour démarrer le système de prédiction dans un nouvel élevage, où les données sur la consommation d'aliments ne sont pas encore disponibles, les trajectoires G obtenues à partir de

la présente étude peuvent être utilisées. Ensuite, lorsque des données de consommation alimentaire deviennent disponibles dans l'élevage en quantité suffisante (quelques centaines de SC comme dans l'élevage 4), la procédure d'apprentissage hors ligne peut alors être lancée afin de produire des trajectoires spécifiques à l'élevage. Cet apprentissage hors ligne nécessite très peu de paramètres et, d'après nos résultats, l'exploration des trajectoires avec $k < 4$ semble être suffisante. Préalablement, un nettoyage des SC est obligatoire afin de détecter d'éventuelles anomalies dans les données, et ainsi, sécuriser l'identification hors ligne des trajectoires et la prédiction en ligne de la CIJ.

CONCLUSION

La prédiction de SC de consommation d'aliment des animaux est une tâche difficile. Elle ouvre cependant la porte à de nombreuses applications dans la pratique pour l'alimentation de précision. Ce travail est une première contribution à l'utilisation des méthodes d'apprentissage automatique pour traiter des SC de consommations alimentaires de truies en lactation. Le « clustering » avec k-Shape permet d'extraire des trajectoires cohérentes avec celles de la bibliographie. Les résultats indiquent que les trajectoires alimentaires des truies en lactation sont peu nombreuses, bien qu'une forte variabilité individuelle subsiste au cours de la lactation. L'approche proposée est facilement interprétable et permet d'associer les consommations d'une nouvelle truie à une trajectoire connue. Enfin, ce système d'aide à la décision nécessite peu de ressources informatiques tout en étant en mesure d'apprendre de manière automatique à partir de nouvelles données.

REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient JYGA Technologies (Québec, Canada) et les éleveurs qui ont fourni les données utilisées dans cette étude, ainsi que Thomas Dahmen pour son aide à une phase précoce de l'étude. Celle-ci s'inscrit dans le cadre d'une thèse de doctorat du projet #DigitAg (ANR-16-CONV-0004), soutenu par l'Agence nationale française de recherche dans le cadre du programme "Investissements pour le futur"; et du programme de recherche et d'innovation Horizon 2020 Feed a Gene de l'Union européenne (n° 633531).

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Black J.L., 2009. Models to predict feed intake. In: Torrallardona, D., Roura, E. (Eds.), Voluntary Feed Intake in Pigs. Wageningen Academic Publishers.
- Calinski T., Harabasz, J., 1974. A dendrite method for cluster analysis. Communications in Statistics - Theory and Methods, 3, 1–27.
- Cloutier L., Pomar C., Létourneau Montminy M.P., Bernier J.F., Pomar J., 2015. Evaluation of a method estimating real-time individual lysine requirements in two lines of growing-finishing pigs. Animal, 9, 561–568.
- Gauthier R., Largouët C., Gaillard C., Cloutier L., Guay F., Dourmad J.-Y., 2019. Dynamic modeling of nutrient use and individual requirements of lactating sows. J. Anim. Sci., 97, 2886–2900.
- Koketsu Y., Dial G.D., Pettigrew J.E., King V.L., 1996. Feed intake pattern during lactation and subsequent reproductive performance of sows. J. Anim. Sci., 74, 2875–2884.
- Noblet J., Dourmad J.-Y., Etienne M., 1990. Energy utilization in pregnant and lactating sows: modeling of energy requirements. J. Anim. Sci., 68, 562–572.
- NRC, 2012. Nutrient Requirements of Swine, 11th rev. ed. Natl. Acad. Press, Washington, DC. 400 pp.
- Paparrizos J., Gravano L., 2016. k-Shape. ACM SIGMOD Record 45, 69–76.
- Piñero C., Morales J., Rodríguez M., Aparicio M., Manzanilla E.G., Koketsu Y., 2019. Big (pig) data and the internet of the swine things: a new paradigm in the industry. Anim. Front., 9, 6–15.
- Pomar, C., van Milgen, J., Remus, A., 2019. Precision livestock feeding, principle and practice. Poult. Pig Nutr. Challenges 21st Century 397–418.
- Rousseeuw P.J., 1987. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. J. Comput. Appl. Math., 20, 53–65.
- Theil P.K., 2015. Transition feeding of sows, in: Farmer C. (Ed.), The Gestating and Lactating Sow. Wageningen Academic Publishers, The Netherlands, pp. 147–172.
- Vranken E., Berckmans D., 2017. Precision livestock farming for pigs. Anim. Front., 7, 32–37.

Titre : Système d'alimentation de précision des truies en lactation par modélisation et machine learning

Mot clés : alimentation de précision, lactation, modèle nutritionnel, apprentissage supervisé, clustering, séries temporelles

Résumé : L'utilisation des ressources alimentaires est au cœur des enjeux de durabilité de l'élevage porcin. Cette thèse présente les différentes étapes de construction d'un système d'aide à la décision pour l'alimentation individualisée et en temps réel des truies en lactation, suivies de son évaluation en élevage. Sa construction s'appuie sur une approche de modélisation des besoins nutritionnels à l'échelle de l'individu, combinée à différentes approches d'apprentissage par machine learning, pour la prédiction des paramètres nécessaires au calculs des besoins. L'utilisation du système en temps réel s'appuie sur des données sur la truie et sa portée, aujourd'hui accessibles à haut débit en élevage. Les besoins nutritionnels pour la production de lait peuvent être prédits par des algorithmes

d'apprentissage supervisés, à partir d'un nombre restreint d'attributs. Concernant la consommation alimentaire, facteur important pour la détermination de la composition de la ration, la méthode de prédiction proposée s'appuie sur un apprentissage non-supervisé par clustering de données collectées en temps réel en élevage à l'aide d'un automate de distribution. Testé en élevages, ce dispositif permet d'atteindre des performances zootechniques très proches des systèmes d'alimentation conventionnels, tout en réduisant significativement les apports de protéines, l'excrétion d'azote et de phosphore et le coût alimentaire et en améliorant la couverture des besoins nutritionnels à l'échelle individuelle.

Title: Precision feeding system for lactating sows, using modeling and machine learning

Keywords: precision feeding, lactation, nutritional model, supervised learning, clustering, time series

Abstract: The use of feed resources is a major lever to improve the sustainability of pig farming systems. This thesis presents the different steps in the building of a decision support system (DSS) for individualized and real-time feeding of lactating sows, followed by its evaluation in experimental conditions. The DSS is based on a modeling approach of nutritional requirements at the individual level, combined with different machine learning approaches for the real-time prediction of parameters that are required for the determination of requirements. The real time use of the DSS in practice is based on data on the sow and her litter, nowadays available at high throughput in pig farms. Nutritional

requirements for milk can be predicted from a limited number of attributes by supervised learning algorithms. Regarding feed intake, which is a major parameter for determining the composition of the ration, the proposed method is based on clustering (unsupervised learning) of feed intake time series, collected in real time with automated feeding devices. When evaluated in farm conditions, the DSS allows to achieve similar sow and litter performance as the conventional feeding system, whilst reducing protein intake, nitrogen and phosphorus excretion and feed cost, and ensuring a better coverage of nutritional needs at the individual level.