



HAL
open science

Modélisation de l'atelier d'engraissement porcin pour prédire ses résultats économiques et ses impacts environnementaux

Alice Cadéro

► **To cite this version:**

Alice Cadéro. Modélisation de l'atelier d'engraissement porcin pour prédire ses résultats économiques et ses impacts environnementaux. Sciences agricoles. Agrocampus Ouest, 2017. Français. NNT : 2017NSARB303 . tel-01885955

HAL Id: tel-01885955

<https://theses.hal.science/tel-01885955>

Submitted on 2 Oct 2018

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.

UNIVERSITE

BRETAGNE

LOIRE

AGRO
CAMPUS

OUEST

Alice CADÉRO • 24 novembre 2017

Thèse AGROCAMPUS OUEST
sous le label de l'Université Bretagne Loire
pour obtenir le grade de
DOCTEUR D'AGROCAMPUS OUEST
Spécialité Statistique / Modélisation en écologie,
géosciences, agronomie et alimentation

ÉCOLE DOCTORALE • Écologie, Géosciences, Agronomie et
Alimentation (EGAAL)

LABORATOIRE D'ACCUEIL • UMR INRA AGROCAMPUS OUEST
Physiologie, environnement et génétique pour l'animal et les
systèmes d'élevage (PEGASE)

Modélisation de l'atelier d'engraissement porcin pour prédire ses résultats économiques et ses impacts environnementaux

Lucile MONTAGNE

Professeure, AGROCAMPUS OUEST, UMR PEGASE / *présidente*

Robert FAIVRE

Directeur de recherche, INRA Castanet Tolosan / *rapporteur*

Candido POMAR

Directeur de recherche, Agriculture et Agroalimentaire Canada,
Sherbrooke / *rapporteur*

Fabienne BLANC

Professeure, INRA/ VetAgroSup, Saint-Genès Champanelle /
examinatrice

Thierry HOCH

Directeur de recherche, INRA ONIRIS Nantes / *examinateur*

Jean-Yves DOURMAD

Ingénieur de recherche, UMR PEGASE / *directeur de thèse*

Florence GARCIA-LAUNAY

Ingénieure de recherche, UMR PEGASE / *co-encadrante de thèse*

Alexia AUBRY

Ingénieure d'étude, IFIP, Le Rheu / *co-encadrante de thèse*

THESE / AGROCAMPUS OUEST

Sous le label de l'Université Européenne de Bretagne
pour obtenir le diplôme de :

**DOCTEUR DE L'INSTITUT SUPERIEUR DES SCIENCES AGRONOMIQUES,
AGRO-ALIMENTAIRES, HORTICOLES ET DU PAYSAGE**

Spécialité : Agronomie

Ecole Doctorale : VIE – AGRO – SANTE

présentée par :

ALICE CADERO

**MODELISATION DE L'ATELIER D'ENGRASSEMENT PORCIN POUR PREDIRE
SES RESULTATS ECONOMIQUES ET SES IMPACTS ENVIRONNEMENTAUX**

soutenue le 24 novembre 2017 devant la commission d'Examen

Composition du jury :

Dr. Lucile Montagne, INRA/ Agrocampus Ouest, Rennes

Dr. Robert Faivre, INRA, Castanet-Tolosan

Rapporteur

Dr. Candido Pomar, Agriculture et Agroalimentaire Canada, Sherbrooke

Rapporteur

Dr. Fabienne Blanc, INRA/ VetAgroSup, Saint-Genès Champanelle

Examinateur

Dr. Thierry Hoch, INRA/ONIRIS, Nantes

Examinateur

Dr. Florence Garcia-Launay, INRA/ Agrocampus Ouest, Saint-Gilles

Co-encadrante

Mme Alexia Aubry, IFIP – Institut du Porc, Le Rheu

Co-encadrante

Dr. Jean-Yves Dourmad, INRA /Agrocampus Ouest, Saint-Gilles

Directeur de thèse

Remerciements

Je souhaite remercier Candido Pomar et Robert Faivre d'avoir accepté d'être les rapporteurs de ma thèse, ainsi que Thierry Hoch, Fabienne Blanc et Lucile Montagne d'avoir accepté de participer à son évaluation.

Je tenais également à remercier le Directeur de l'IFIP Bernard Fostier, et le Directeur du Pôle techniques d'élevage de l'IFIP Yvon Salaün pour leur accueil et la mise à disposition des moyens de recherche.

Mes sincères remerciements s'adressent aussi à l'INRA, au Directeur de l'Unité PEGASE Jaap van Milgen, et au chef de l'équipe SysPorc Ludovic Brossard pour leur accueil au sein de l'unité de recherche.

Merci aux membres de mon comité de thèse, Jacques Agabriel, Michael Corson, et Laurence Puillet pour leurs précieux conseils, ainsi qu'à Cécilia Houdelier, tutrice de l'école doctorale VAS.

Un grand merci aux membres du comité de pilotage du projet MOGADOR, particulièrement Gilles Martel pour son apport à la construction du modèle, et François Brun pour son aide lors du développement des méthodes d'évaluation de ce modèle.

Je voulais aussi remercier Marie Lescot et Elodie Lopez qui ont réalisé leur stage de Master avec moi. Votre aide a été précieuse pour la construction et l'évaluation du modèle.

Je remercie chaleureusement mes encadrants Florence Garcia-Launay, Jean-Yves Dourmad, et Alexia Aubry pour leur profonde implication dans mon travail de thèse. Je garderai un très bon souvenir de ces trois années de thèse.

Enfin, j'adresse un merci à tous ceux qui ont fait partie du quotidien de ces trois belles années de thèse, titulaires et non-titulaires, dont la liste est longue !

Table des matières

Remerciements	ii
Table des matières	iv
Liste des figures	vii
Liste des tableaux	xi
Liste des abréviations	xiv
Liste des publications	xv
Contexte et enjeux socioéconomiques	1
Introduction bibliographique.....	7
1. Le système d'élevage, un système complexe	9
2. Le fonctionnement de l'élevage porcin	11
a. Conduite d'élevage.....	11
b. Croissance d'un porc en engraissement et variabilité	13
c. Pratiques d'élevage relatives à l'atelier d'engraissement.....	16
d. Structure de l'atelier d'engraissement et contraintes induites.....	19
3. Évaluation des performances des ateliers d'engraissement porcins	20
a. Performances techniques.....	20
b. Performances économiques	22
c. Performances environnementales	24
4. Modélisation des systèmes d'élevage porcins	26
a. Représentation de l'animal et de la variabilité des performances entre animaux	26
b. Représentation du système	29
Objectifs de la thèse et démarche de travail.....	31
Chapitre I – Construction d'un modèle de l'atelier d'engraissement porcin par une approche individu-centré.....	37
1. Introduction.....	42
2. Model description.....	43
a. Overview of model structure.....	43
b. Buildings and animal housing	44
c. Batch management	44
d. Shipping to the slaughterhouse.....	45
e. Management of the remaining fattening pigs	45
f. Feeds and feeding plans	46
g. Animals and performance	47
h. Environmental indicators using LCA	47
i. Economic indicators	48

3.	Simulation study	48
4.	Results	50
a.	Effect of the incorporation of variability among pigs.....	50
b.	Simulation of technical performances	52
c.	Simulation of shipping to the slaughterhouse	53
d.	Simulation of economic and environmental indicators.....	53
5.	Discussion	53
6.	Conclusion.....	55
7.	Supplementary materials	56
Chapitre II – Analyse de sensibilité du modèle de l’atelier d’engraissement porcin.....		63
1.	Introduction.....	67
2.	Material and methods	69
a.	Description of the fattening unit model.....	69
b.	A three-step sensitivity analysis sequence.....	70
c.	Selection of the parameters, outputs, and scenarios	71
d.	Screening using the Morris method.....	74
e.	Description of the metamodels	76
f.	Sensitivity analysis using the Sobol method	77
3.	Results	78
a.	Screening of influential parameters using the Morris method (step 1)	78
b.	Results of the Sobol sensitivity analysis.....	80
4.	Discussion	81
a.	Behaviour of the fattening unit model highlighted in the SA sequence.....	81
b.	Contribution to sensitivity analysis of models with a long simulation time and multiple outputs.....	83
5.	Conclusion.....	85
6.	Supplementary materials	85
Chapitre III – Du modèle à l’outil d’aide à la décision.....		95
1.	Introduction.....	100
2.	Materials and methods.....	101
a.	Description of the fattening unit model.....	101
b.	On-farm survey database	101
c.	Parametrisation steps for model inputs.....	103
d.	Evaluation of model accuracy	105
3.	Results	106
4.	Discussion	110
a.	Evaluating the predictive ability of the model.....	110

b. Using the parametrisation process in the decision support tool.....	111
5. Conclusion.....	112
6. Supplementary materials	112
Chapitre IV – Expérimentation virtuelle.....	117
1. Introduction.....	122
2. Material and methods	123
a. Description of the fattening unit model.....	123
b. Virtual experiment plan	123
c. Data analysis.....	126
3. Results	127
a. ANOVA results.....	127
b. PCAs results	133
c. HCs results	133
4. Discussion	138
a. Variability of performance among the scenarios.....	139
b. Which practices for which performance?.....	140
c. Modelling to replace animal experiments.....	141
5. Conclusion.....	141
Discussion générale	143
1. Un modèle adapté à la problématique de la thèse	145
2. Apports et choix méthodologiques pour la construction, l'évaluation et l'utilisation du modèle	149
3. Contribution du modèle à l'étude du fonctionnement de l'atelier d'engraissement porcin	153
a. Effet des pratiques d'alimentation sur les résultats techniques, économiques et environnementaux de l'atelier d'engraissement	154
b. Effet de la conduite des animaux et de la gestion des départs à l'abattoir sur les résultats de l'atelier d'engraissement.....	156
4. Effet combinés des facteurs étudiés sur l'ensemble des performances de l'atelier d'engraissement porcin.....	157
Conclusions et perspectives.....	161
Références bibliographiques	167
Résumé.....	185

Liste des figures

- Figure 1** - Répartition par secteur des émissions mondiales de gaz à effets de serre d'origine anthropique. D'après GIEC (2007). 3
- Figure 2** - Répartition par type de production des émissions mondiales de gaz à effets de serre du secteur de l'élevage. D'après Gerber *et al.* (2013). 3
- Figure 3** - Représentation non exhaustive des facteurs pouvant agir sur les impacts environnementaux, l'efficacité de production, et la rentabilité de l'atelier d'engraissement porcin. 5
- Figure 4** - Représentation simplifiée des trois sous-unités en interaction qui composent l'atelier d'engraissement porcin (adapté d'après Landais, 1987). 10
- Figure 5** - Représentation de la conduite en bandes avec enchaînement des différents ateliers (naissage, post-sevrage, engraissement). Chaque intervalle entre deux traits pointillés représente une semaine. (MB : mise-bas ; IA : insémination artificielle ; VS : vide sanitaire). 12
- Figure 6** – Évolution des dépôts de lipides et de protéines et du besoin moyen en lysine digestible chez des femelles croisées Piétrain x (Landrace x Large-White) rationnée en fin d'engraissement (d'après IFIP, 2007). 14
- Figure 7** - Distribution des poids de carcasse des 19 000 000 porcs charcutiers abattus en 2016 dans les abattoirs commerciaux (UNIPORC, 2016). Les données UNIPORC sont représentées en bleu, et la loi normale de régression (moyenne = 94,6 kg, écart-type = 7,25 kg) est en rouge. 16
- Figure 8** - Grille de paiement UNIPORC applicable au 30/03/2015. 19
- Figure 9** - Représentation de la conduite en 7 bandes (21 jours d'écart entre bandes) avec le nombre de salles associé à cette conduite. Chaque intervalle entre deux traits pointillés représente une semaine. (S1 : salle n°1 ; VS : vide sanitaire). 20
- Figure 10** - Lois de régression du TMP des porcs à l'abattage selon le type sexuel (UNIPORC, 2016). Les porcs mâles castrés sont représentés en bleu, les mâles entiers en jaune, les femelles en rouge, et la moyenne générale en noire. 22
- Figure 11** - Principaux flux de nutriments et relations entre variables intégrées dans le module de croissance d'InraPorc (van Milgen *et al.*, 2008). 28

Figure 12 - Exemples de modèles représentant tout ou partie de l’atelier d’engraissement porcin.	30
Figure 13 – Démarche de travail effectuée durant la thèse, et questions et chapitres du manuscrit associés.	34
Figure I.1 - Démarche de travail effectuée durant la thèse. Le chapitre I correspond à la première étape de cette démarche.	39
Figure I.2 - Diagram of the fattening unit model.	44
Figure I.3 - Diagram of the farmer’s process for planning shipping to the slaughterhouse (TarWr: target slaughter weight; MinWr: minimum slaughter weight without payment penalties; SHIPn: current shipping; SHIPn+1: next shipping; Shd: minimum number of ready pigs required to plan shipping; CSd: Interval between counting and shipping to the slaughterhouse; SSd: Interval between selecting pigs and shipping to the slaughterhouse; CCd: Interval between current and next counting). Diamond boxes represent the decisions to take (i.e. the answer is yes or no); rectangular boxes represent actions; Curved boxes represent delays between actions and/ or decisions.	46
Figure I.4 - Predicted growth curves of pigs from the same batch from four simulations with representation of the variability among pigs: 2P-Ad (two-phase + ad libitum), 2P-Res (two-phase + restriction), 10P-Ad (ten-phase + ad libitum) and 10P-Res (ten-phase + restriction). Each black curve represents the average weight of pigs in the batch.	52
Figure I.A.1 - Class diagram of the model representing the interaction between animals, farm infrastructure and farm management. Dotted arrows represent information flow; Diamond arrows represent a composition relationship (i.e. the herd is composed of one or several batches); Lines represent binary association (i.e. One fattening room contains one batch).	56
Figure II.1 - Démarche de travail effectuée durant la thèse. Le chapitre II correspond à la deuxième étape de cette démarche.	65
Figure II.2 - Sensitivity analysis sequence for the model. Boxes on the right describe results obtained at each step.	71
Figure II.3 - Sobol first-order indices of the eight selected parameters on each output. See Tables II.1 and II.2 for parameter and output abbreviations, respectively. The two scenarios	

differ in the frequency with which batches arrive at the fattening unit: every seven days (*7BM*) or every 21 days (*21BM*). 82

Figure II.4 - Aggregated Sobol first- and total-order indices of the nine selected parameters. The two scenarios differ in the frequency with which batches arrive at the fattening unit: every seven days (*7BM*) or every 21 days (*21BM*). 82

Figure II.C.1 - Sensitivity analysis indices for 13 outputs of the model using the Morris method in the *21BM* scenario. Points indicate means, while lines indicate minimum-to-maximum ranges. 87

Figure II.C.2 - Sensitivity analysis indices for 13 outputs of the model using the Morris method in the *7BM* scenario. Points indicate means, while lines indicate minimum-to-maximum ranges. 87

Figure III.1 - Démarche de travail effectuée durant la thèse. Le chapitre III correspond à la troisième étape de cette démarche. 98

Figure III.2 - Batch management and shipping practices surveyed and the number of farms associated. 102

Figure III.3 - Steps of the model parametrisation process to simulate the performance of the surveyed farms. 103

Figure III.4 - Comparison of observed and predicted values of slaughter weight for 21 farms from (A) step 1 to (B) step 6 of the parametrisation process. The blue line is the regression line, and the black line is the bisector. 108

Figure III.5 - Comparison of observed and predicted values of the feed conversion ratio (FCR) for 21 farms from (A) step 1 to (B) step 6 of the parametrisation process. The blue line is the regression line, and the black line is the bisector. 109

Figure IV.1 - Démarche de travail effectuée durant la thèse. Le chapitre IV correspond à la dernière étape de cette démarche. 119

Figure IV.2 - Percentage of the variables variance explained by each parameter category of the virtual experiment plan. 128

Figure IV.3 - Boxplot representing the variability of the variables (expressed as % of the mean value). A: for %LSW and the gross margin (GM), and B: the other variables. 131

- Figure IV.4** - Percentage of the variables variance explained by each parameter category of the virtual experiment plan. 131
- Figure IV.5** - Correlation circles in (A) the first and second axes and in (B) the second and third axes of the PCA performed on the healthy population simulations (n=48). 134
- Figure IV.6** - Correlation circles in (A) the first and second axes and in (B) the second and third axes of the PCA performed on the impaired health population simulations (n=48). 134
- Figure IV.7** - Dispersion of the scenarios in the healthy population (A) and the impaired health (B) populations in the first and second dimension plan of their respective PCA, and description of the classes. 137
- Figure IV.8** - Effect of class (A) on the gross margin expressed as a percentage of the mean overall gross margin and (B) on the environmental impact calculated by averaging per class the five environmental impacts (CC, AC, EU, CED, LO) expressed as a percentage of their respective mean value. The mean value per class and the values for each scenario are displayed. Classes are ranked according to the average gross margin. 138
- Figure 14** – Relations entre impact changement climatique (CC, kg CO₂-eq/kg de porc produit), indice de consommation (IC, kg/kg), et marge (€/porc) de l'atelier d'engraissement porcin. Ces résultats proviennent de l'analyse de sensibilité réalisée à l'aide de la méthode de Morris (chapitre III) et de l'expérimentation virtuelle (chapitre IV) effectuée à l'aide du modèle de l'atelier d'engraissement développé durant la thèse (n=3296 simulations). 159
- Figure 15** – Démarche de travail suivie durant la thèse, et réponses aux objectifs associés à chaque chapitre. 164

Liste des tableaux

Tableau 1 – Performances moyennes des porcs en post-sevrage et en engraissement dans les élevages naisseur-engraisseur (n=1579) suivis en gestion technico-économique (GTE) en 2015 (IFIP, 2016).	14
Tableau 2 - Composition de la protéine idéale pour les besoins de croissance exprimés en pourcentage de la lysine.	15
Table I.1 - Least-square means of the technical, economic and environmental outputs of the model for the four simulations with or without variability among pigs. The significance of the effect of feed sequence plan (FSP), feed rationing plan (FRP) and their interaction concerns only the individual-based model simulations. Environmental outputs include impacts of farrowing, post-weaning, and fattening units.	51
Table I.A.1 - Example of input parameters used to perform a simulation with the fattening unit model.	57
Table I.A.2 - Parameters used in the life cycle assessment in the model.	60
Table I.A.3 - Economic data used in the model.	61
Table I.A.4 - Diet composition of feeds A and B used in the two-phase and ten-phase feeding strategies in the simulations.	61
Table II.1 - Parameters selected at the beginning of the sensitivity analysis sequence.	73
Table II.2 - Outputs studied using the sensitivity analysis sequence, expressed as the mean performance of the unit over one year of simulation.	75
Table II.3 - Screening results (step 1) based on results of Morris sensitivity analysis of the model for two scenarios and three output dimensions. Sensitivity indices are normalised using the scaled elementary effect. Ranks in bold correspond to the influential parameters selected.	79
Table II.B.1 - Mean, standard deviation (SD), coefficient of variation (CV) and confidence interval of the outputs chosen for the sensitivity analysis. Values are based on 100 simulations using default values of parameters for each scenario, with stochasticity in the mortality rate.	86
Table II.C.1 - Mean elementary effect μ^* for all inputs on all outputs in the <i>21BM</i> scenario.	88

Table II.C.2 - Mean elementary effect σ for all inputs on all outputs in the <i>21BM</i> scenario.	89
Table II.C.3 - Mean average elementary effect μ^* for all inputs on all outputs in the <i>7BM</i> scenario.	90
Table II.C.4 - Mean elementary effect σ for all inputs on all outputs in the <i>7BM</i> scenario.	91
Table II.D.1 - Efficiency (R^2) of output of Gaussian process (GP) and linear-quadratic (LQ) metamodels in approximating output of the full model for two scenarios. Values are based on 50 simulations from an independent Latin Hypercube Sampling design for each scenario.	92
Table II.E.1 - Value of Sobol first-order indices for all inputs on all outputs in the <i>21BM</i> scenario. Empty cells indicate indices which do not differ significantly from zero.	93
Table II.E.2 - Value of Sobol first-order indices for all inputs on all outputs in the <i>7BM</i> scenario. Empty cells indicate indices which do not differ significantly from zero.	94
Table III.1 - Mean, standard deviation (SD), and minimum and maximum technical performances of the 21 surveyed farms, along with reference values (mean \pm SD) for feeding and breeding herds from the French database (n=1579, IFIP, 2015).	103
Table III.2 - Root mean squared error (RMSE), squared bias (SB), non-unity-slope (NU), and lack of correlation (LC) when comparing predicted and observed technical results of the 21 farms in steps 1-3 of the parametrisation process.	107
Table III.3 - Root mean squared error (RMSE), squared bias (SB), non-unity-slope (NU), and lack of correlation (LC) when comparing predicted and observed technical results of the 21 farms in steps 4-6 of the parametrisation process.	107
Table III.A.1. Main model inputs used to simulate farms no.1-6 in step 6.	113
Table III.A.2. Main model inputs used to simulate farms no.7-11 in step 6.	114
Table III.A.3 Main model inputs used to simulate farms no. 12-16 in step 6.	115
Table III.A.4. Main model inputs used to simulate farms no. 17-21 in step 6.	116
Table IV.1 - Inputs and values chosen to build the 96 scenarios of the virtual experiment plan.	124
Table IV.2 - Outputs used for the principal component analysis (PCA) and the hierarchical clustering (HC).	127

Table IV.3 - Main effects of factors on least-square means of the technical, economic and environmental variables (n=96 simulations). 129

Table IV.4 - Interaction effects with health status on least-square means of the technical, economic and environmental variables of the model for the 96 simulations of the virtual experiment plan considering only the interaction between population health status and the other parameters. The table contains only values when the interaction has significant effect on the variable. 132

Table IV.5 - Characterization of the classes resulting from the HCs and effects on variables associated. The scenarios are sorted using the gross margin value, from highest to lowest gross margin. The number of scenarios is added next to the factor value when it did not concern all the scenarios of the class but a major part. 135

Table IV.6 - Effect of classes on least-square means of the technical, economic and environmental variables. Classes are ranked according to the gross margin (from the highest to the lowest). The effect of class is significant for all variables ($P < 0.001$). 136

Liste des abréviations

AC : impact potentiel d'acidification / acidification potential
ADG : average daily gain
ACV : analyse de cycle de vie
CC : impact changement climatique / climate change impact
CED : cumulative energy demand
DEC : demande en énergie cumulée
DP : cleaning and disinfection period
EU : impact potentiel d'eutrophisation / eutrophication potential
FCR : feed conversion ratio
GMQ : gain moyen quotidien
GTE : Gestion Technico-Economique des élevages porcins
IA : insémination artificielle
IC : indice de consommation
LCA : life cycle assessment
LO : Land occupation
MB : mise-bas
N : azote / nitrogen
OCC : occupation des terres
P : phosphore / phosphorus
VS : vide sanitaire

Liste des publications

Publications dans des revues internationales à comité de lecture

Cadero A., Aubry A., Brossard L., Dourmad J.Y., Salaün Y. and Garcia-Launay F., 2017. Modelling interactions between farmer practices and fattening pig performances with an individual-based model. *Animal*; accepté.

Cadero A., Aubry A., Brun F., Dourmad J.Y., Salaün Y. and Garcia-Launay F., 2017. Global sensitivity analysis of a model of economic performance and environmental impacts of a pig fattening unit. *Agricultural Systems*; soumis.

Cadero A., Aubry A., Dourmad J.Y., Salaün Y. and Garcia-Launay F., 2017. From an individual-based model of the pig fattening unit to a decision support tool. *Computers and Electronics in Agriculture*; soumis.

Cadero A., Aubry A., Dourmad J.Y., Salaün Y. and Garcia-Launay F., 2018. Impact of interaction between feeding practices, sanitary status, and infrastructure constraints on technical, economic and environmental performance of a pig fattening unit. *Journal of Animal Science*; en préparation.

Communications lors de congrès internationaux

Cadero A., Aubry A., Brossard L., Dourmad J.Y., Salaün Y. and Garcia-Launay F., 2016. Modelling fattening pig production systems: use of a dynamic, stochastic, mechanistic model. 67th Annual Meeting of the European Federation of Animal Science, p. 441, Belfast, UK

Cadéro A., Aubry A., Brossard L., Dourmad J.Y., Salaün Y. and Garcia-Launay F., 2016. Using gaussian process metamodels for sensitivity analysis of an individual-based model of a pig fattening unit. 8th International Conference of Sensitivity Analysis of Model Output, p. 27-29, Le Tampon, France

Cadero A., Aubry A., Brun F., Dourmad J.Y., Salaün Y. and Garcia-Launay F., 2017. From an individual-based model of pig fattening unit to a decision support tool. EFITA WCCA Congress, Montpellier, France

Communications lors des Journées de la Recherche Porcine en France

Aubry A., Lescot M., Cadéro A., Garcia-Launay F., Quiniou N., 2016. La gestion des fins de bande en élevage porcin : analyse des stratégies décisionnelles des éleveurs et des enjeux économiques associés. Journées de la Recherche Porcine, 48, p.225-230, Paris, France

Cadéro A., Aubry A., Brossard L., Dourmad J.Y., Salaün Y. et Garcia-Launay F., 2017. Modélisation des performances technico-économiques et environnementales de l'atelier d'engraissement porcin à l'aide d'un modèle dynamique, mécaniste et stochastique. Journées de la Recherche Porcine, 49, p.151-156, Paris, France

Cadéro A., Aubry A., Dourmad J.Y., Salaün Y. et Garcia-Launay F., 2018. Du modèle à l'outil d'aide à la décision : comment paramétrer un modèle individu-centré du fonctionnement de l'atelier d'engraissement porcin pour une utilisation en élevage? Journées de la Recherche Porcine, 50, Paris, France

Aubry A., Cadéro A., Salaün Y., Dourmad J.Y. et Garcia-Launay F., 2018. MOGADOR : un outil d'aide à la décision sur deux niveaux pour l'atelier d'engraissement. Journées de la Recherche Porcine, 50, Paris, France

Contexte et enjeux socioéconomiques

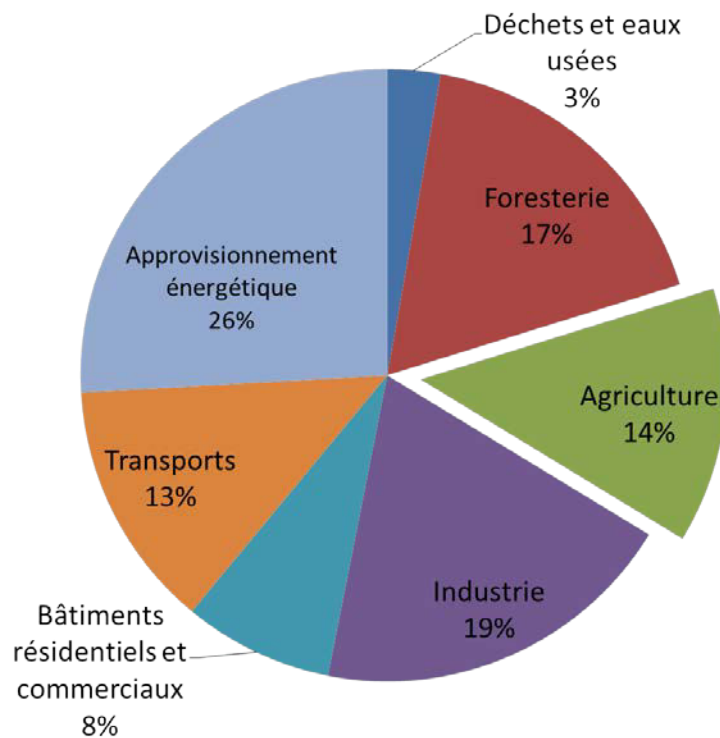


Figure 1 - Répartition par secteur des émissions mondiales de gaz à effets de serre d'origine anthropique. D'après GIEC (2007).

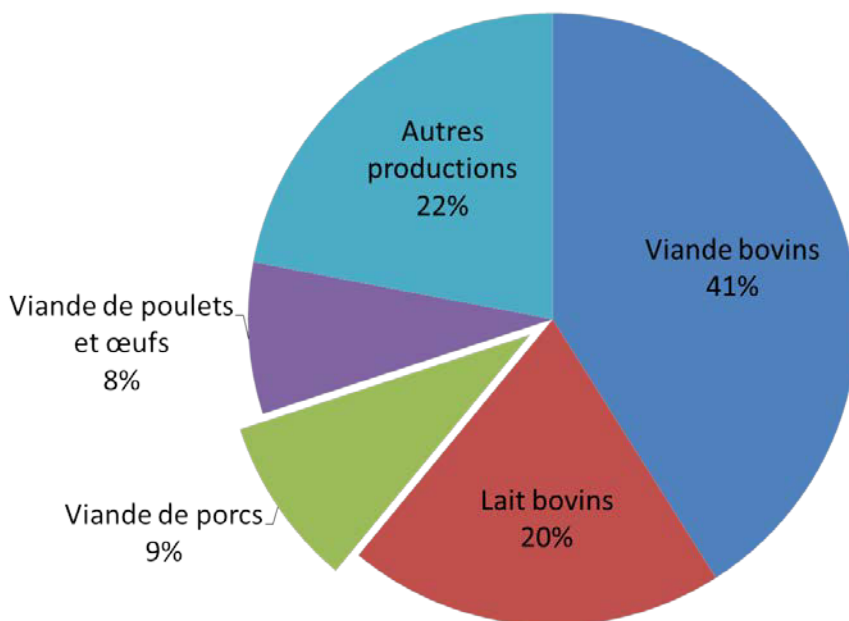


Figure 2 - Répartition par type de production des émissions mondiales de gaz à effets de serre du secteur de l'élevage. D'après Gerber *et al.* (2013).

Contexte et enjeux socioéconomiques

La population mondiale est en pleine croissance et devrait atteindre 9,15 milliards d'individus en 2050, soit une augmentation de 30 % depuis 2010 (FAO, 2011a). L'accroissement de la population mondiale et l'amélioration du niveau de vie dans les pays en développement devraient conduire à une augmentation de la demande en produits d'origine animale de l'ordre de 73 % entre 2010 et 2050 (FAO, 2011a). L'accroissement attendu de la production pose donc de nombreuses questions sur ses effets à court et long termes. Des études ont ainsi été menées pour mesurer les impacts environnementaux des élevages (Steinfeld *et al.*, 2006, Gerber *et al.*, 2013, Clark and Tilman, 2017). Selon les hypothèses retenues, les élevages contribuent actuellement entre 13,5 et 18 % des émissions totales de gaz à effet de serre dans le monde (Steinfeld *et al.*, 2006, GIEC, 2007, Gerber *et al.*, 2013, Figure 1), et occupent environ 30 % de la surface terrestre libre de glace (Steinfeld *et al.*, 2006). Un enjeu majeur pour les prochaines années est donc de concilier l'accroissement des productions animales et la réduction de leurs impacts environnementaux. Parmi les produits animaux, la viande de porc est la viande la plus consommée dans le monde, représentant 39 % de la consommation de viande mondiale en 2015 (OECD/FAO, 2017). L'augmentation de sa demande entre 2010 et 2050 est estimée à 37 %. Les élevages porcins contribuent actuellement à 9 % des émissions de gaz à effets de serre du secteur de l'élevage (Figure 2, Gerber *et al.*, 2013).

En France et en Europe, les élevages porcins sont confrontés à des crises économiques périodiques en lien notamment avec les variations du prix de vente du porc et des prix des matières premières composant l'alimentation des animaux (FAO *et al.*, 2011b). Il existe en Europe une grande variabilité des coûts de production du porc entre les pays. Ainsi, en 2015 le coût de production était de 146 €/100 kg carcasse en France, de 179 €/100 kg carcasse en Grande-Bretagne, et de 155 €/100 kg carcasse en Allemagne (IFIP, 2017). Parallèlement, la production porcine doit faire face à des remises en cause récurrentes par la société, tout particulièrement en raison d'atteintes à l'environnement. Différentes études récentes ont ainsi mis en évidence les impacts négatifs des productions animales dans les zones à forte densité d'élevages, et notamment la production porcine, sur l'eutrophisation et l'acidification (de Vries and de Boer, 2010, McAuliffe *et al.*, 2016). Un certain nombre de réglementations et de directives à l'échelle européenne et française ont visé la réduction de ces impacts et l'amélioration de la qualité des eaux, notamment par la réduction de la quantité d'effluents produits par l'élevage mais aussi par leur meilleure utilisation en substitution des fertilisants chimiques (Dubois, 2016). L'atelier d'engraissement contribue entre 65 et 70 % du coût de production (Mullan *et al.*, 2011) et des émissions d'azote et de phosphore (Dourmad *et al.*, 1999, Poulsen *et al.*, 1999) de l'élevage porcin. Cela fait de cet atelier un levier d'action

Contexte et enjeux socioéconomiques

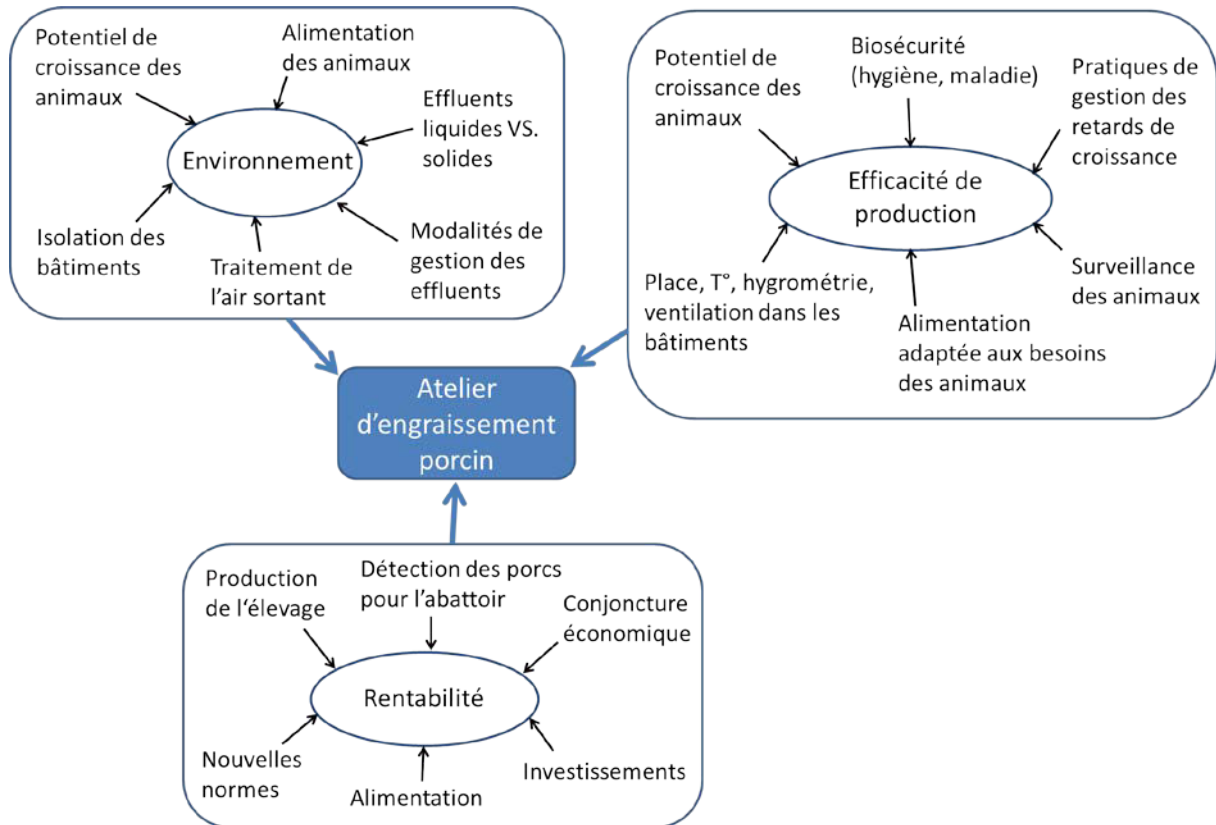


Figure 3 - Représentation non exhaustive des facteurs pouvant agir sur les impacts environnementaux, l'efficacité de production, et la rentabilité de l'atelier d'engraissement porcin.

majeur pour réduire les impacts environnementaux et améliorer les résultats économiques du système d'élevage porcin.

Les performances économiques et environnementales des ateliers d'engraissement porcins sont largement conditionnées par leurs résultats techniques. Dans une perspective de double performance il apparaît donc essentiel que les éleveurs améliorent ces résultats en optimisant la conduite de leurs ateliers. Cependant les facteurs influençant les performances de l'atelier d'engraissement sont nombreux (Figure 3), rendant difficile la prédiction des performances en réponse aux changements de pratiques. Par exemple, le génotype des animaux influence leur croissance et leur ingestion et donc la quantité et qualité de viande produite ainsi que les impacts environnementaux de l'élevage (Niemi *et al.*, 2015). De même, les pratiques d'alimentation ont été identifiées comme l'un des facteurs principaux influant les performances de production (Pomar *et al.*, 2003, van Milgen *et al.*, 2008), la rentabilité (Niemi *et al.*, 2010) et les impacts environnementaux de l'élevage (Garcia-Launay *et al.*, 2014, McAuliffe *et al.*, 2016, Symeou *et al.*, 2016a). Ceci rend les élevages complexes à piloter d'où l'intérêt de la construction d'outils d'aide à la décision permettant aux éleveurs et à leurs conseillers d'explorer différentes stratégies d'amélioration des performances.

Introduction bibliographique

Pour améliorer les résultats économiques et réduire les impacts environnementaux des élevages porcins, il est nécessaire d'en décrire au préalable le fonctionnement et d'en évaluer les performances techniques, économiques et environnementales. Dans un premier temps, il convient de déterminer les limites de l'objet d'étude. Pour cela, nous allons définir dans la première section ce qui caractérise un système d'élevage. Dans la deuxième section, le fonctionnement global de l'élevage porcin sera décrit en termes de conduite et de pratiques d'élevage, ainsi que d'infrastructure, et une mise en lumière sur la croissance des porcs en engraissement. Les indicateurs couramment utilisés pour apprécier les performances techniques, économiques, et environnementales des ateliers d'engraissement porcins seront détaillés dans la troisième section. Enfin, la dernière section fera un état de l'art sur la modélisation des systèmes d'élevages porcins, plus particulièrement sur la représentation de l'animal et la prise en compte de la variabilité des performances entre animaux dans les modèles existants.

1. Le système d'élevage, un système complexe

Selon Landais (1987), « *un système d'élevage est un ensemble d'éléments en interaction dynamique organisés par l'homme en vue de valoriser des ressources par l'intermédiaire d'animaux domestiques* ». Ce système ainsi défini peut avoir différentes limites, allant de l'atelier de production au sein de la ferme jusqu'aux regroupements d'éleveurs partageant les mêmes ressources sur un territoire commun. Selon Landais (1987) le système d'élevage est composé de trois sous-unités: l'éleveur(s) et ses pratiques, le troupeau comprenant les animaux, et les ressources (aliments, énergie, matériels, bâtiments, etc.). Selon Berry et Beslon (2015), un système est complexe lorsqu'il « *est composé d'un grand nombre d'éléments en interaction et que la dynamique de ces interactions dirige le comportement du système en lui donnant une apparence d'unité aux yeux d'un observateur extérieur* ». La définition du système d'élevage par Landais (1987) le place clairement dans la catégorie des systèmes complexes comme défini par Berry et Beslon (2015). Martin (2012) décrit la complexité des systèmes d'élevage comme étant horizontale et verticale. La complexité horizontale consiste en l'interaction entre les différentes composantes du système à une échelle donnée permettant la réalisation d'une fonction (i.e. produire de la viande). La complexité verticale est l'emboîtement successif de systèmes complexes horizontaux pour former un système complexe à l'échelle supérieure.

Selon ces définitions, l'élevage porcin est un système complexe. Il est composé des trois sous-unités proposées par Landais (1987) – l'éleveur, les animaux, et les ressources (Figure 4) - qui interagissent entre elles, et construisent les performances de l'atelier. Ces trois sous-

Introduction bibliographique

unités et leurs interactions peuvent être étudiées à différents niveaux d'organisation. Le troupeau est composé de groupes de porcs de même âge (bandes), eux-mêmes composés d'animaux, constitués d'organes, de tissus et de molécules. L'atelier est donc caractérisé par une complexité verticale. L'éleveur met en place des pratiques qui peuvent s'appliquer au niveau du troupeau, de la bande ou d'un lot de porc, ou de l'animal. Les bâtiments d'élevage sont composés de salles, elles-mêmes composées de cases, elles-mêmes composées de places. À chacun de ses niveaux, ces sous-unités interagissent entre elles et réalisent une fonction qui permet de produire une autre fonction à un niveau supérieur. Par exemple, l'animal transforme l'aliment en protéines et en lipides corporels pour réaliser sa croissance en interaction avec les pratiques d'alimentation de l'éleveur et la place disponible dans sa case, ce qui induit une fonction de production de viande qui est utilisée au niveau de l'élevage. Du fait de cette complexité sur plusieurs niveaux, il est difficile de prédire et de quantifier l'impact d'un changement dans la gestion de l'atelier sur ses performances. L'élevage porcin peut être aussi étudié avec plusieurs points de vue et peut remplir plusieurs fonctions, ce qui renvoie à sa complexité horizontale. Ainsi on peut considérer à la fois les dimensions économiques et environnementales de ses sorties.

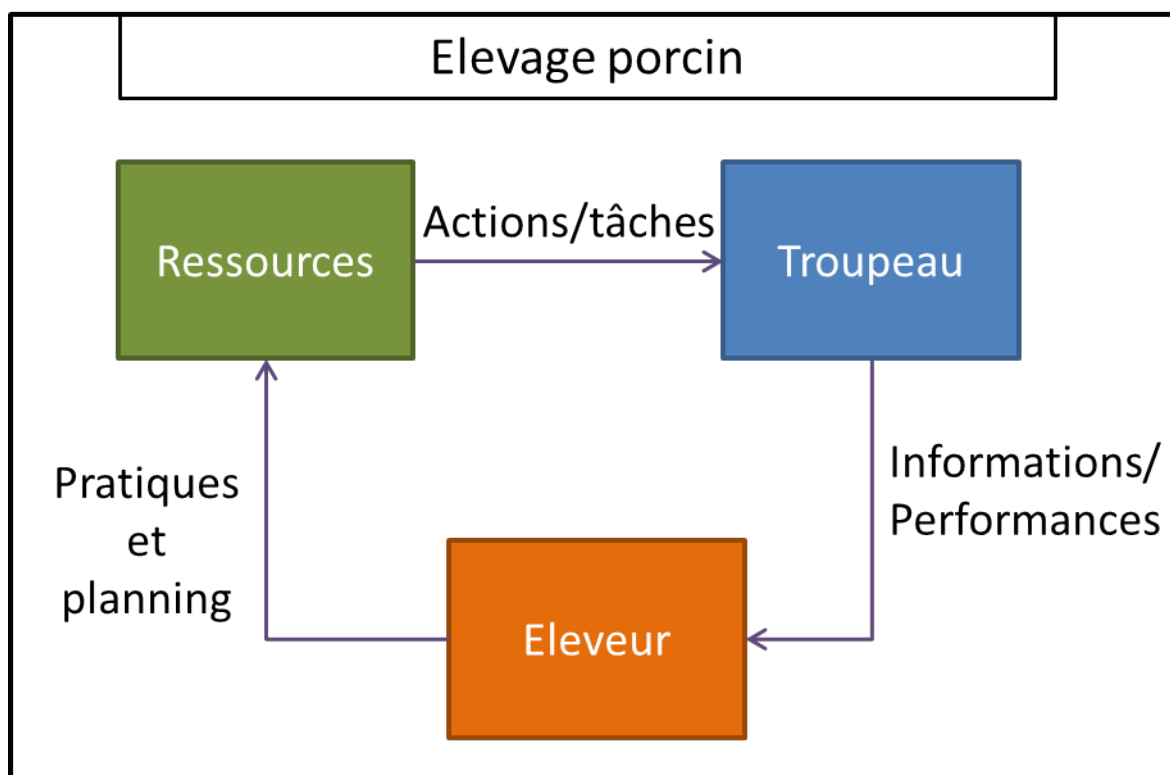


Figure 4 - Représentation simplifiée des trois sous-unités en interaction qui composent l'atelier d'engraissement porcin (adapté d'après Landais, 1987).

2. Le fonctionnement de l'élevage porcin

a. Conduite d'élevage

Les élevages porcins sont généralement organisés en trois sous-ateliers : naissage, post-sevrage et engraissement. Chacun de ces ateliers accueille des animaux spécifiques (reproducteurs, porcelets, porcs charcutiers), et dispose d'infrastructures et de pratiques d'élevage adaptées. La figure 5 montre l'enchaînement temporel de ces trois sous-ateliers avec utilisation des différents types de salles. L'atelier naissage reçoit les cochettes destinées à la reproduction, les truies en reproduction et les porcelets jusqu'au sevrage. Les truies passent successivement par trois types de salles selon leur état physiologique. Les salles de type « attente saillie » accueillent les femelles qui vont être saillies. Elles y restent jusqu'à la confirmation de leur gestation, puis rejoignent ensuite les salles pour gestantes confirmées jusqu'à la semaine précédant la mise-bas. Les salles de type « maternité » accueillent alors ces truies gestantes pour leur mise-bas, puis pour toute la période de lactation avec leurs porcelets. L'atelier post-sevrage héberge les porcelets à partir du jour du sevrage, généralement vers 3-4 semaines d'âge à un poids vif moyen de 6-8 kg. Le sevrage constitue une étape critique au cours de laquelle les porcelets doivent s'adapter à une alimentation solide, à la séparation de leur mère et au regroupement avec des porcelets issus d'autres portées. Ces porcelets restent dans la même salle tout au long de la période de post-sevrage, jusque 25-35 kg de poids vif. Ils sont alors déplacés dans les salles de l'atelier d'engraissement pour poursuivre leur croissance jusqu'à leur départ pour l'abattoir, vers 115-120 kg de poids vif ou d'une mise à la reproduction pour les cochettes de renouvellement. Cet atelier ne contient qu'un seul type de salle, où les porcs vont rester tout au long de leur engraissement.

Les élevages porcins de type conventionnel fonctionnent selon le principe de la conduite en bandes. Cela consiste à conduire les animaux de même âge ou de même stade physiologique en groupes synchronisés, appelés "bandes". Cette conduite permet d'organiser et de réguler les flux d'animaux, d'aliments et d'effluents et de planifier les temps d'occupation des différentes salles ainsi que la charge de travail de l'éleveur (IFIP, 2013). Elle permet également de conduire les salles en « tout plein-tout vide » en intégrant une période de nettoyage et de désinfection entre deux bandes successives, ce qui constitue un atout important dans le maintien du bon statut sanitaire de l'élevage. L'événement de synchronisation des individus constituant une bande est le sevrage des porcelets. Dans la mesure où l'œstrus apparaît en moyenne 3 à 7 jours après la séparation des porcelets, le sevrage d'une même bande le même jour permet de synchroniser les cycles de reproduction des truies (insémination, gestation, mise-bas, lactation).

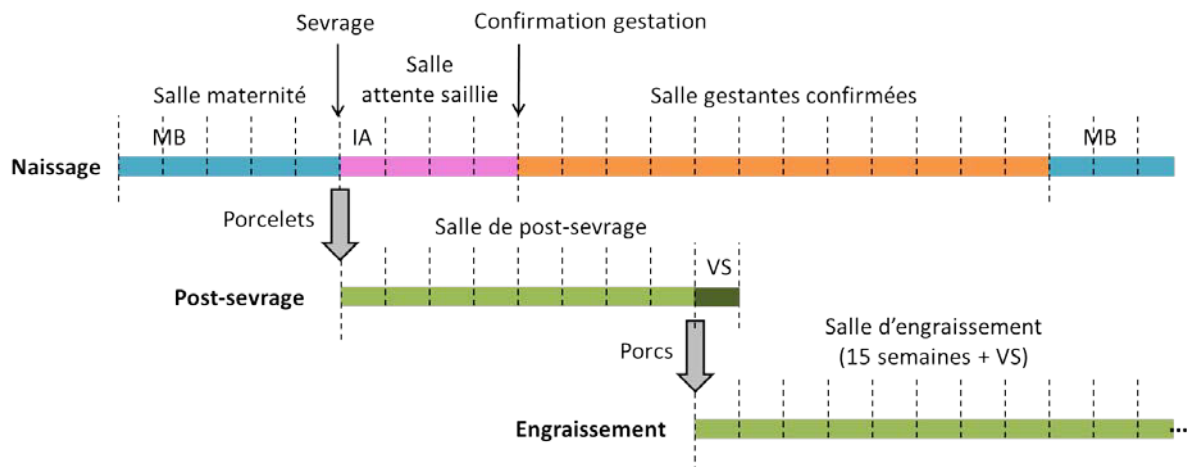


Figure 5 - Représentation de la conduite en bandes avec enchaînement des différents ateliers (naissage, post-sevrage, engraissement). Chaque intervalle entre deux traits pointillés représente une semaine. (MB : mise-bas ; IA : insémination artificielle ; VS : vide sanitaire).

La durée de gestation d'une truie est d'en moyenne 114 jours. La durée de la lactation est variable en fonction des conduites d'élevage, et s'étend en général sur 3 ou 4 semaines en élevage conventionnel. L'écart entre deux sevrages successifs pour une même bande atteint alors 20 ou 21 semaines (3 ou 4 semaines de lactation, 1 semaine d'intervalle sevrage-saillie et 16 semaines de gestation). Les porcelets sevrés le même jour constituent une bande qui est transférée tout d'abord en post-sevrage pour une durée moyenne de 7 semaines, puis en engraissement pour une durée moyenne de 15 semaines (Figure 5). Chaque bande est donc constituée d'animaux du même type (truies, porcelets, ou porcs charcutiers) synchronisés en fonction de leur avancement dans le cycle de reproduction pour les truies, ou de leur âge et/ou stade de croissance pour les porcelets et porcs charcutiers. Le nombre de bandes varie selon les conduites. Il est déterminé par l'intervalle de temps entre les sevrages de deux bandes successives. Par exemple, une conduite en 7 bandes est associée à un intervalle de 3 semaines entre bandes. Cette conduite en 7 bandes s'accompagne également d'une organisation spécifique du travail, autour de la mise-bas d'une bande b la semaine n , puis du sevrage des porcelets de la bande $b-2$ la semaine $n+1$ et de l'insémination des truies de cette même bande la semaine $n+2$, et ainsi de suite. Dans cette conduite, on a donc chaque semaine une spécialisation des tâches à réaliser. Dans le cas d'une conduite en 20 ou 21 bandes avec un intervalle entre bandes d'une semaine, les trois tâches principales, suivi de mise-bas, sevrage, et insémination, doivent être réalisées chaque semaine. Les éleveurs doivent également gérer la préparation des départs à

l'abattoir des porcs charcutiers, dont l'occurrence dépend à la fois de la conduite en bandes, de la vitesse de croissance des animaux et du nombre de salles disponibles.

b. Croissance d'un porc en engraissement et variabilité

La croissance d'un porc peut être représentée simplement par l'évolution de son poids en fonction du temps. Selon les pratiques d'élevage, le poids moyen d'un porc à l'entrée en engraissement varie entre 25 et 45 kg (31,7 kg en moyenne, Tableau 1) et le poids moyen à la sortie varie entre 110 et 130 kg (119,6 kg en moyenne, Tableau 1). La croissance d'un porc est un phénomène complexe résultant de l'ingestion d'aliment et de l'utilisation des nutriments qu'il contient pour la synthèse de protéines, de lipides et de minéraux principalement par les tissus musculaires, adipeux et osseux, et pour les besoins d'entretien de thermorégulation et d'activité physique de l'animal (Noblet *et al.*, 1999, Quiniou *et al.*, 1999). L'entretien est défini comme les apports en nutriments nécessaires pour faire fonctionner les processus vitaux avec une croissance (ARC, 1981). Les besoins d'entretien et de thermorégulation sont prioritaires, et seuls les nutriments restants une fois ces besoins couverts peuvent être utilisés pour la croissance des tissus. Le tissu musculaire représente la viande maigre du porc. Sa croissance est étroitement dépendante de la rétention de protéines. Le potentiel de dépôt protéique d'un porc diminue au cours de l'engraissement, au fur et à mesure que l'animal se rapproche de son poids à maturité. Plusieurs facteurs peuvent limiter cette croissance potentielle : la quantité de protéines ingérées, la quantité d'énergie ingérée, et l'apport en acides aminés essentiels (van Milgen *et al.*, 2012). Lorsqu'un de ces facteurs limite le dépôt protéique, les nutriments restants sont utilisés pour la synthèse de lipides principalement déposés dans le tissu adipeux. Chez le porc le tissu adipeux est en grande partie situé en périphérie, mais il est également présent dans les muscles où il joue un rôle important pour la qualité de la viande. Environ 18% de la masse lipidique totale d'un porc est située dans la région du dos (Kloareg *et al.*, 2006).

Les dépôts de protéines et de lipides varient en fonction de l'âge et du poids des animaux. Ceci est illustré à la Figure 6 à partir d'une simulation réalisée à l'aide d'InraPorc® (2006) pour des femelles croisées Piétrain x (Landrace x Large-White) rationnée en fin d'engraissement (d'après IFIP, 2007). On constate ainsi que le dépôt de protéines passe par un maximum vers 70 kg de poids vif alors que le dépôt de lipides continue à s'accroître tout au long de la période d'engraissement. Ces différences dans la dynamique d'évolution des dépôts corporels de lipides et de protéines ainsi que l'accroissement des besoins d'entretien avec le poids vif, s'accompagnent d'une évolution des besoins nutritionnels des porcs tout au long de leur croissance (NRC, 2012). Ainsi, le besoin en lysine digestible par MJ d'énergie

Introduction bibliographique

nette diminue au cours de la croissance en raison principalement de l'accroissement du dépôt de lipides (Figure 6). Il est donc particulièrement important d'adapter la composition de l'aliment afin de permettre aux animaux d'exprimer leur potentiel de croissance et ainsi assurer l'efficacité de production de l'élevage.

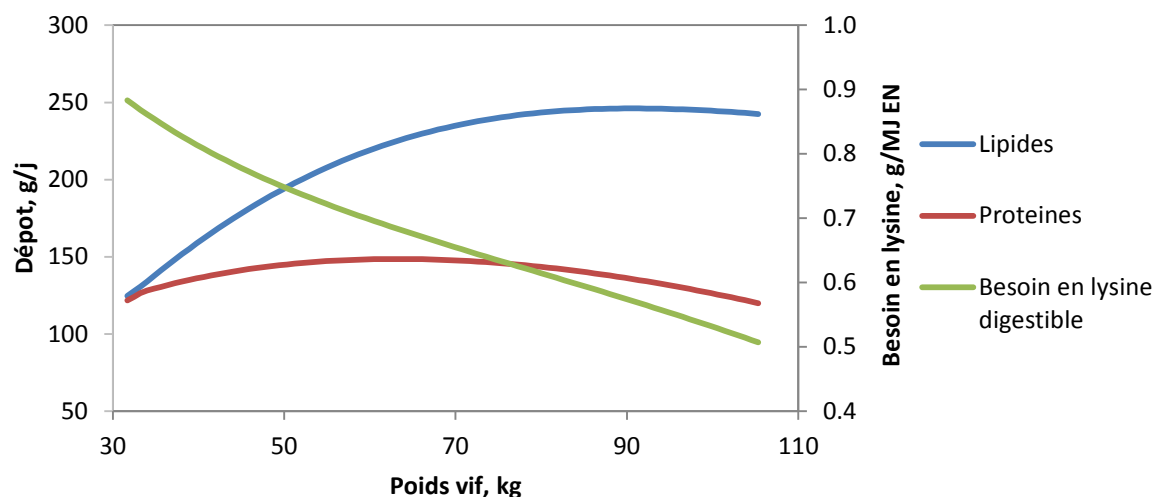


Figure 6 – Évolution des dépôts de lipides et de protéines et du besoin moyen en lysine digestible chez des femelles croisées Piétrain x (Landrace x Large-White) rationnée en fin d'engraissement (d'après IFIP, 2007).

Tableau 1 – Performances moyennes des porcs en post-sevrage et en engraissement dans les élevages naisseurs-engraisseurs (n=1579) suivis en gestion technico-économique (GTE) en 2015 (IFIP, 2016).

	Moyenne	Ecart-type
Post-sevrage		
Poids moyen d'entrée, kg	7,0	0,9
Poids moyen de sortie, kg	31,7	5,5
Taux de perte et saisies, %	2,5	1,3
Consommation d'aliment par porcelet sorti, kg	42	11
IC standardisé (8-30), kg/kg	1,68	0,19
GMQ standardisé (8-30), g/j	477	39
Engraissement		
Poids moyen de sortie, kg	119,6	2,9
Taux de perte et saisies, %	3,7	1,5
Consommation d'aliment par porc, kg/j	2,23	0,15
IC standardisé (30-115), kg/kg	2,69	0,17
GMQ standardisé (30-115), g/j	815	55
Taux de muscle des pièces, kg/100 kg	61,0	0,8

Introduction bibliographique

Brossard *et al.* (2014) ont étudié les performances d'une population de porcs croisés (Large White X Landrace) X (Large White X Piétrain) et ont évalué le niveau de leurs besoins en lysine digestible. Ce besoin varie selon le poids des animaux mais aussi entre les animaux de même poids: entre 13,6 et 15,0 g de lysine digestible par jour (LysDig/j) à 30 kg de poids vif, entre 16,8 et 17,9 g LysDig/j à 70 kg de poids vif, et entre 11,5 et 11,6 g LysDig/j à 120 kg de poids vif. Une forte contrainte des besoins nutritionnels des porcs concerne les acides aminés essentiels, i.e. les acides aminés qu'ils ne peuvent pas synthétiser, devant alors être apportés dans l'aliment. On définit ainsi un besoin pour chaque acide aminé essentiel, souvent exprimé en proportion du besoin en lysine, lequel est généralement l'acide aminé le plus limitant dans les rations. On parle alors de protéine idéale (ARC, 1981, van Milgen *et al.*, 2008, Tableau 2).

Tableau 2 - Composition de la protéine idéale pour les besoins de croissance exprimés en pourcentage de la lysine.

Acides aminés essentiels	Protéines corporelles (Sève, 1994)	Protéines idéales (ARC, 1981)	Protéines idéales (van Milgen <i>et al.</i>, 2008)
Lysine	100	100	100
Méthionine	26	-	30
Met + Cys ¹	49	50	60
Thréonine	57	60	65
Tryptophane	14	15	18
Isoleucine	50	55	60
Leucine	100	100	100
Valine	67	70	70
Phénylalanine	63	-	50
Phe + Tyr ²	96	96	95
Histidine	33	33	32
Arginine	96	-	42

¹ Met+Cys : part de la méthionine et Cystine ; Phe+Tyr : Part de la Phénylalanine et de la Tyrosine

Etant en présence d'êtres vivants, la variabilité inter-individuelle fait partie intégrante d'une bande de porcs. Cette variabilité provient principalement des différences de potentiels de croissance et d'ingestion entre animaux (Vautier *et al.*, 2013), et entraîne des réponses de croissance différentes entre les porcs d'une même bande recevant une même alimentation. Cela conduit à une variabilité des poids en fin d'engraissement, compliquant la tâche de l'éleveur lors du tri des porcs pour le départ à l'abattoir, d'autant plus qu'il vise un objectif de poids d'abattage bien déterminé lui permettant de maximiser son gain économique en fonction de la grille de paiement (UNIPORC, <http://www.uniporc-ouest.com/documentation->

technique/classement-des-animaux.html). Cette variabilité des poids en fin d'engraissement se retrouve dans la variabilité du poids de carcasse observé à l'abattage des porcs commerciaux ($94,6 \pm 7,25$ kg carcasse, UNIPORC, 2016, Figure 7). Afin de gérer cette variabilité, différentes pratiques d'élevage peuvent être mises en place au sein de l'atelier d'engraissement.

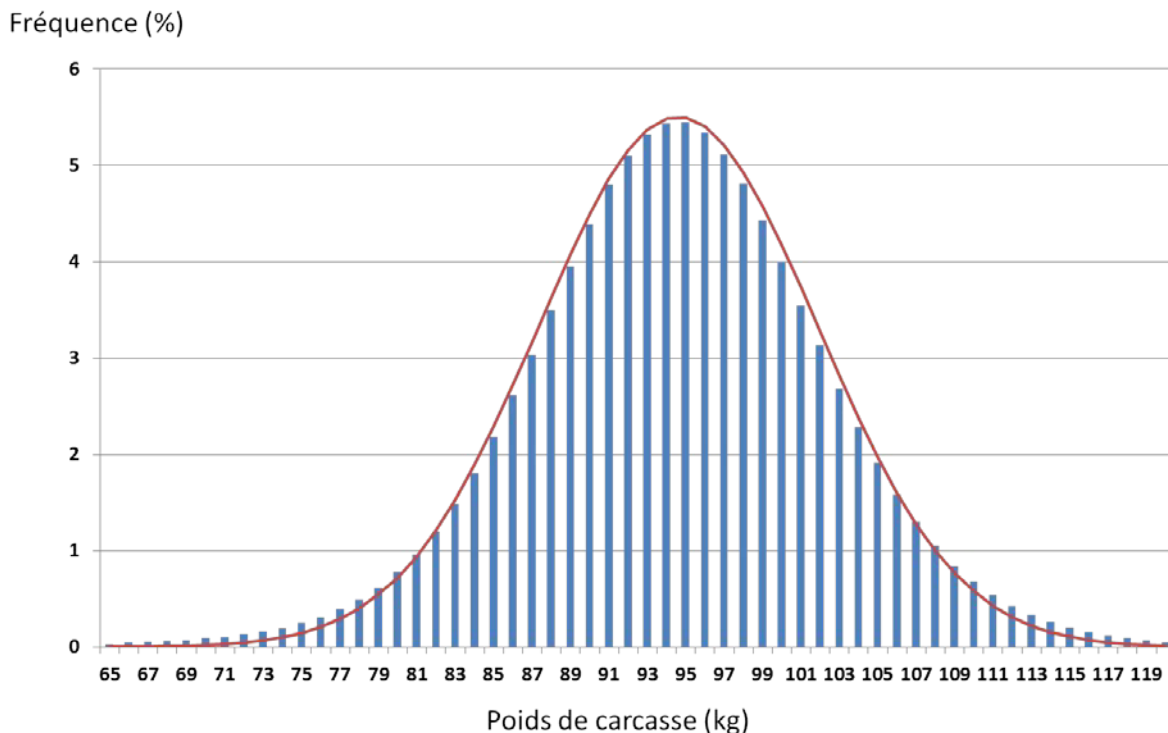


Figure 7 - Distribution des poids de carcasse des 19 000 000 porcs charcutiers abattus en 2016 dans les abattoirs commerciaux (UNIPORC, 2016). Les données UNIPORC sont représentées en bleu, et la loi normale de régression (moyenne = 94,6 kg, écart-type = 7,25 kg) est en rouge.

c. Pratiques d'élevage relatives à l'atelier d'engraissement

Les pratiques d'élevage ont pour but d'optimiser les performances techniques et économiques de l'élevage tout en assurant une charge de travail acceptable pour l'éleveur. Concernant l'atelier d'engraissement, ces pratiques ont pour but de favoriser une croissance rapide des porcs tout en limitant le dépôt de gras et de gérer la variabilité inter-individuelle des performances, pour assurer des départs réguliers à l'abattoir et réaliser le meilleur compromis possible entre niveau de paiement des carcasses et coût d'alimentation.

L'alimentation contribue à 60-75 % du coût de production des élevages porcins naisseurs-engraisseurs (InterPig, 2013; IFIP, 2016). Les pratiques d'alimentation constituent donc un

Introduction bibliographique

levier d'action majeur pour améliorer la rentabilité de ces élevages. Ces pratiques concernent la définition des séquences alimentaires et des plans de rationnement, et le choix de leurs échelles d'application. La séquence alimentaire définit les aliments distribués aux animaux, leurs pourcentages respectifs dans la ration, et les règles de passage d'un aliment à un autre (i.e. poids vif, durée d'engraissement, quantité totale d'aliment ingéré). Le plan de rationnement définit la quantité d'aliment ou d'énergie distribuée aux animaux, et les règles de changement de cette quantité comme pour la séquence. Les règles relatives à la séquence alimentaire et au plan d'alimentation peuvent être appliquées à différentes échelles : en fonction des performances moyennes d'un groupe de porcs, ou des performances individuelles de chaque porc. L'alimentation joue un rôle majeur dans la croissance des porcs. Les porcs ont besoin d'une balance équilibrée entre apport en énergie et en protéines afin de produire des carcasses de qualité présentant une teneur élevée en viande maigre et limitée en gras (lipides) (Sève, 1994, Sauvant *et al.*, 2002). Les pratiques d'alimentation sont adaptées pour répondre aux besoins des porcs, notamment les apports en énergie et acides aminés essentiels. Dans les élevages français les pratiques les plus habituelles consistent à distribuer un aliment de type croissance jusqu'à environ 70 kg de poids vif suivi d'un aliment de type finition, moins riche en lysine, jusqu'à l'abattage. Un troisième aliment, de pré-engraissement, est également parfois distribué avant l'aliment croissance. En début d'engraissement l'aliment est distribué à un niveau proche d'une alimentation à volonté (*ad libitum*) jusqu'à atteindre un plafond de rationnement (IFIP, 2013).

Toutefois en raison du développement de systèmes d'alimentation automatisés permettant le mélange de plusieurs aliments, les pratiques d'alimentation ont évolué vers une alimentation de précision (Brossard *et al.*, 2009) avec la perspective d'une alimentation individualisée (Andretta *et al.*, 2016) pour se rapprocher au mieux des besoins des porcs et réduire le surplus d'apport. L'évolution des pratiques a également été favorisée par les contraintes environnementales avec la recherche d'une réduction de l'excrétion d'azote et de phosphore dans les déjections (Dourmad and Jondreville, 2007). Toutefois ceci nécessite l'acquisition de connaissances de plus en plus précises sur les besoins des animaux et sur les teneurs en nutriments des différentes matières premières composant les aliments.


Afin de réduire la consommation d'aliment, les éleveurs peuvent restreindre la quantité distribuée aux porcs, ou adapter l'alimentation au plus près des besoins de chaque individu ou groupe d'individus de performances similaires (Andretta *et al.*, 2016). Les apports de nutriments sont alors optimisés par les porcs, et le coût de production et les impacts environnementaux sont réduits (Dubeau *et al.*, 2011, Pomar *et al.*, 2014, Garcia-Launay *et al.*, 2016, Symeou *et al.*, 2016a). L'adaptation de l'alimentation aux besoins des porcs

Introduction bibliographique

permet aussi de gérer la variabilité de performance entre les animaux, en utilisant des pratiques couvrant plus ou moins les besoins de la population (Brossard *et al.*, 2009).

Les besoins des porcs varient selon leur sexe et leur poids (Quiniou *et al.*, 1999, Quiniou *et al.*, 2012). Les pratiques de mise en lots peuvent alors être complémentaires aux pratiques d'alimentation. L'allotement consiste à regrouper les porcs de poids similaires et/ou de même sexe dans les mêmes cases. Les besoins individuels sont alors plus homogènes dans un groupe. Il a été montré que l'allotement a un effet sur les performances de croissance et d'ingestion des porcs, avec notamment l'allotement par sexe qui peut résulter d'un indice de consommation moyen plus faible (Agostini *et al.*, 2013). Mais l'amélioration des performances dépend surtout de l'alimentation (Massiot and Quiniou, 2008).

Les pratiques de départ à l'abattoir consistent à identifier les porcs prêts à partir à l'abattoir et à les déplacer sur un quai d'embarquement où il sont mis-à-jeun. Le paiement des carcasses aux éleveurs se fait en fonction du poids et de la teneur en viande maigre. L'éleveur doit donc estimer au mieux le poids vif de l'animal pour déterminer si le porc est prêt à partir à l'abattoir. Différentes grilles de paiement existent en France selon les régions. La plus utilisée est la grille de paiement Uniporc qui concerne plus de 80% des abattages nationaux (www.uniporc-ouest.com, Figure 8). L'éleveur détermine un poids objectif « seuil » à partir duquel il considère que le porc est prêt à partir à l'abattoir. Ce choix de poids objectif a une incidence sur les performances techniques et économiques de l'atelier (Niemi, 2006, Rivest, 2008, Conte *et al.*, 2011). Ainsi, dans les conditions canadiennes, Rivest (2008) a montré qu'une évolution du poids objectif de 107 à 115 kg augmente l'indice de consommation de 0.05 kg/kg, et qu'un changement de poids objectif de 107 à 125 kg augmente l'indice de consommation de 0.14 kg/kg. Cette étude a aussi montré qu'une augmentation de 1 kg du poids vif à l'abattage augmente la marge annuelle d'environ 0.7 %. Le second critère à prendre en compte pour l'organisation des départs à l'abattoir est la durée d'engraissement. En effet, la croissance des porc diminuant avec l'âge, ils vont consommer plus d'aliment pour produire moins de poids et donc entraîner des pertes économiques (Aubry *et al.*, 2016). L'éleveur va alors se fixer une durée d'engraissement maximale au-delà de laquelle les porcs partiront à l'abattoir même s'ils n'ont pas encore atteint le poids objectif. Cette durée d'engraissement maximale est souvent liée à des contraintes de structure de l'atelier, les salles d'engraissement devant être vidées pour accueillir les porcs de la bande suivante.

 **GRILLE DES PLUS-VALUES PAR GAMME DE POIDS ET PAR TMP**

Applicable au 30/03/2015

PORCS			P1	P2	P3			GAMME			P4			P5	
TMP	Ecart	Total Ecart	45 69,9	70 77,9	78 79,9	80 81,9	82 86,9	87 99	99,1 105	105,1 106	106,1 107	107,1 108	108,1 109	109,1 110	110,1 120
>=64	-0,01	0,16	-0,30	-0,18	-0,10	-0,02	0,00	0,02	0,00	-0,04	-0,10	-0,12	-0,14	-0,16	-0,20
63	0,00	0,17	-0,13	-0,01	0,07	0,15	0,17	0,19	0,17	0,13	0,07	0,05	0,03	0,01	-0,03
62	0,00	0,17	-0,13	-0,01	0,07	0,15	0,17	0,19	0,17	0,13	0,07	0,05	0,03	0,01	-0,03
61	0,02	0,17	-0,13	-0,01	0,07	0,15	0,17	0,19	0,17	0,13	0,07	0,05	0,03	0,01	-0,03
60	0,03	0,15	-0,15	-0,03	0,05	0,13	0,15	0,17	0,15	0,11	0,05	0,03	0,01	-0,01	-0,05
59	0,04	0,12	-0,18	-0,06	0,02	0,10	0,12	0,14	0,12	0,08	0,02	0,00	-0,02	-0,04	-0,08
58	0,04	0,08	-0,22	-0,10	-0,02	0,06	0,08	0,10	0,08	0,04	-0,02	-0,04	-0,06	-0,08	-0,12
57	0,04	0,04	-0,26	-0,14	-0,06	0,02	0,04	0,06	0,04	0,00	-0,06	-0,08	-0,10	-0,12	-0,16
56	0,00	0,00	-0,30	-0,18	-0,10	-0,02	0,00	0,02	0,00	-0,04	-0,10	-0,12	-0,14	-0,16	-0,20
55	-0,02	-0,02	-0,32	-0,20	-0,12	-0,04	-0,02	0,00	-0,02	-0,06	-0,12	-0,14	-0,16	-0,18	-0,22
54	-0,02	-0,04	-0,34	-0,22	-0,14	-0,06	-0,04	-0,02	-0,04	-0,08	-0,14	-0,16	-0,18	-0,20	-0,24
53	-0,04	-0,08	-0,38	-0,26	-0,18	-0,10	-0,08	-0,06	-0,08	-0,12	-0,18	-0,20	-0,22	-0,24	-0,28
52	-0,04	-0,12	-0,42	-0,30	-0,22	-0,14	-0,12	-0,10	-0,12	-0,16	-0,22	-0,24	-0,26	-0,28	-0,32
51	-0,08	-0,20	-0,50	-0,38	-0,30	-0,22	-0,20	-0,18	-0,20	-0,24	-0,30	-0,32	-0,34	-0,36	-0,40
<= 50	-0,20	-0,40	-0,70	-0,58	-0,50	-0,42	-0,40	-0,38	-0,40	-0,44	-0,50	-0,52	-0,54	-0,56	-0,60

Porcs > 120 Kg : Poids de carcasse minoré de 7 % et prix de la coche

PIFS et VERRASSONS	P6	P7	P8
	45	75	88,1
	74,9	88	98
base TMP 56 %	-0,40	-0,08	-0,23
codes OBS pénalisants	-0,46	-0,30	-0,30

> 98 Kg Poids de carcasse minoré de 7 % et prix de la coche - 0,15 €

Code 01 (TGS)	+0,10 €
Codes pénalisants	-0,18 €
P1 code pénalisant (56 %)	-0,40 €
P6 code pénalisant (56 %)	-0,46 €
P7 et P8 cde pen. (56 %)	-0,30 €
Plus-value Référencés	+0,02 €
Moins-value Standards	-0,03 €

Figure 8 - Grille de paiement UNIPORC applicable au 30/03/2015.

d. Structure de l'atelier d'engraissement et contraintes induites

Chaque salle d'engraissement est composée de plusieurs cases dotées d'un système d'alimentation et d'abreuvement et d'une surface disponible pour les animaux. Cette surface détermine le nombre maximal de places théorique dans la case pour que les animaux ne soient pas en surdensité. Il existe ainsi des contraintes réglementaires exigeant une surface minimale de 0,40 m² entre 30 et 50 kg, 0,55 m² entre 50 et 85 kg, 0,65 m² entre 85 et 110 kg et 1 m² au-delà de 110 kg (IFIP, 2013). Par ailleurs il a aussi été montré que la surdensité dégrade les performances de croissance et d'ingestion des porcs (Gonyou *et al.*, 2006, Anil *et al.*, 2007). La connaissance du nombre de places théorique dans les salles est donc indispensable pour déterminer la taille des bandes de porcs.

Le nombre de salles et la conduite en bandes (i.e. le délai entre l'arrivée de deux bandes sur l'élevage) sont interdépendants. En effet, les bonnes pratiques sanitaires exigent que chaque salle soit nettoyée et désinfectée entre deux bandes successives et que les différentes bandes ne soient pas logées dans les mêmes salles pour éviter la propagation de maladies (Hébert *et al.*, 2007, IFIP, 2013). Le nombre de salles et la conduite en bandes vont déterminer le temps qu'une bande de porcs va pouvoir rester dans une salle avant qu'elle ne soit vidée et désinfectée. Par exemple dans le cas d'une conduite en 7 bandes avec un intervalle de 3 semaines entre bandes, la durée maximale d'occupation d'une salle, y compris la durée du vide sanitaire, est de 126 jours avec 6 salles (Figure 9) mais ne sera

que de 105 jours avec 5 salles. Lors du vidage de la salle, l'éleveur peut soit envoyer tous les porcs de la bande à l'abattoir, soit déplacer les porcs les plus légers dans une autre salle, appelée salle tampon, pour les engraisser pendant quelques jours supplémentaires. L'utilisation d'une salle tampon dépend évidemment de la structure de l'élevage (présence ou non de cette salle). Le vidage de salle est donc une forte contrainte pour l'éleveur car il peut l'obliger à envoyer des porcs trop légers à l'abattoir et entraîner des pertes économiques.

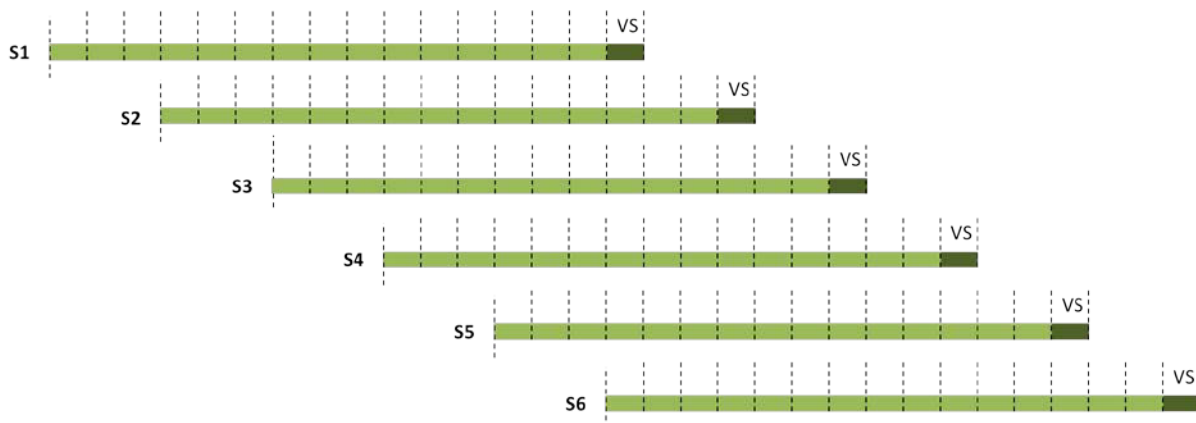


Figure 9 - Représentation de la conduite en 7 bandes (21 jours d'écart entre bandes) avec le nombre de salles associé à cette conduite. Chaque intervalle entre deux traits pointillés représente une semaine. (S1 : salle n°1 ; VS : vide sanitaire).

3. Évaluation des performances des ateliers d'engraissement porcins

a. Performances techniques

Les performances techniques mesurées dans les ateliers d'engraissement sont essentiellement basées sur des mesures de poids, de quantités d'aliment consommé et de la mortalité.

Le gain moyen quotidien (GMQ) rend compte de la vitesse de croissance des porcs, c'est-à-dire du poids que les porcs gagnent en moyenne chaque jour sur l'ensemble de la durée d'engraissement. Il peut être calculé individuellement en prenant la différence entre le poids final et le poids initial du porc divisé par sa durée d'engraissement, mais il est plus souvent calculé en moyenne sur l'élevage (IFIP, 2016), à partir du ratio entre la différence des poids moyens d'entrée et de sortie d'engraissement et la durée moyenne d'engraissement. Le GMQ est un paramètre important qui va permettre de déterminer le temps d'engraissement nécessaire aux porcs pour atteindre le poids objectif d'abattage choisi par l'éleveur. En France, le GMQ moyen des porcs des élevages naisseurs-engraisseurs était de 815 (± 55) g/j

Introduction bibliographique

en 2015 (IFIP, 2016). La variabilité des GMQ intra-bande est également importante puisque le temps d'occupation de la salle dépend des porcs les moins performants. Aubry *et al.* (2016) ont estimé le GMQ des porcs d'une même bande en fonction du moment de leur départ à l'abattoir. Les porcs partis au premier départ présentaient un GMQ de 1108 g/j en moyenne, alors que les porcs partis au dernier départ avaient un GMQ de seulement 786 g/j. Si les porcs d'une même bande arrivent bien en engraissement au même âge, ils n'ont pas tous le même poids à l'arrivée ni la même vitesse de croissance, ils ne partiront donc pas tous à l'abattoir au même âge ni au même poids.

L'indice de consommation (IC) rend compte de l'efficacité alimentaire. Il est défini comme le ratio entre la quantité d'aliment ingéré et le gain de poids associé à la même période de temps. De la même façon que le GMQ, il peut être calculé individuellement, mais il est le plus souvent calculé en moyenne sur l'élevage. En France, l'IC moyen des élevages naisseurs-engraisseurs était de 2,69 kg d'aliment/kg de gain de poids en 2015 (IFIP, 2016). L'IC est fortement lié au GMQ et est donc aussi soumis à une variabilité intra-bande. Dans l'étude d'Aubry *et al.* (2016), les porcs au quatrième départ (n= 51 porcs) avaient un IC moyen de 2,65 kg/kg avec un écart-type de 0,18 kg/kg, quand pour la bande on relevait des valeurs extrêmes allant de 2,49 à 2,71 kg/kg.

Le taux de muscle des pièces (TMP) est défini par la proportion de muscle (tissu musculaire) dans la carcasse. Il est déterminé individuellement après abattage à partir de mesures d'épaisseurs de gras et de muscles au niveau du dos de l'animal. En France, le TMP moyen des porcs dans les élevages naisseurs-engraisseurs était de 61,0 points en 2015 (IFIP, 2016) avec une variabilité importante entre les individus et selon le type sexuel (Kloareg *et al.*, 2006, UNIPORC, 2016, Figure 10).

En France, la rémunération des éleveurs se fait sur la base du poids des porcs abattus. Ce poids résulte de l'interaction entre le potentiel de croissance et d'ingestion de l'animal, des contraintes de la structure de l'élevage sur la durée d'engraissement, et de pratiques d'abattage, notamment le choix du poids objectif. Le poids d'abattage en France était en moyenne de 119,6 kg en 2015 (IFIP, 2016) avec une variabilité entre élevages de 2,9 kg. Ceci correspondait à un poids moyen de carcasse de 94,5 kg. Dans la mesure où ce poids est le résultat de nombreuses interactions, il est aussi variable selon les individus. Ainsi dans l'étude d'Aubry *et al.* (2016), les porcs au quatrième départ (n= 51 porcs) avaient un poids moyen à l'abattage de 120,3 kg avec un écart-type de 5,0 kg, et on relevait pour la bande des valeurs extrêmes allant de 114,1 à 121,1 kg. Les données d'Uniporc (2016) relatives au poids de carcasse à l'abattage confirment également cette forte variabilité (Figure 7).

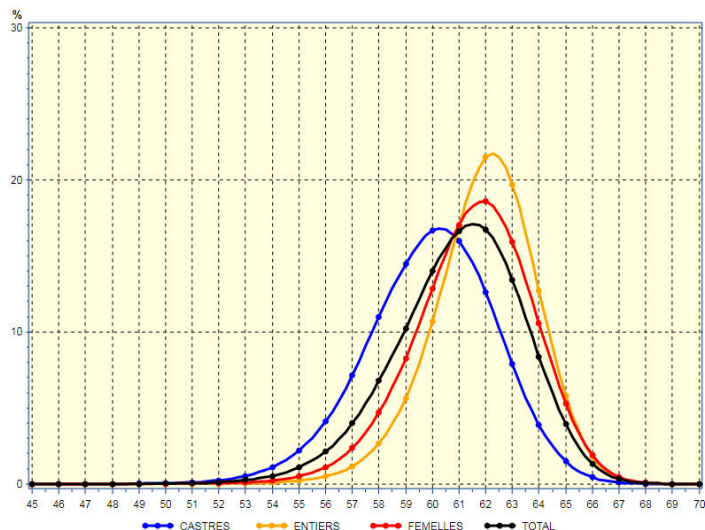


Figure 10 – Lois de régression du TMP des porcs à l'abattage selon le type sexuel (UNIPORC, 2016). Les porcs mâles castrés sont représentés en bleu, les mâles entiers en jaune, les femelles en rouge, et la moyenne générale en noire.

Le positionnement du poids de la carcasse dans la gamme de poids est utilisé en association avec la valeur du TMP pour calculer la plus-value technique à ajouter au prix de base du kg de carcasse. Si les porcs envoyés à l'abattoir sont situés dans la gamme de poids optimale, alors le prix payé par kg de carcasse fera l'objet d'une plus-value, sinon, il subira une pénalité. Le pourcentage de porcs dans la gamme est dépendant de la variabilité des performances de croissance des porcs, car ils ne vont pas tous atteindre le même poids au même âge. En France, le pourcentage de porcs dans la gamme était de 85,1 ($\pm 6,1$) % en 2015 (IFIP, 2016).

Le taux de mortalité est le taux moyen de porcs morts par bande durant toute la durée d'engraissement. Il rend compte du niveau sanitaire de l'élevage, et impacte les résultats économiques de l'élevage du fait que chaque porc mort génère une perte de produit (absence de vente) alors qu'il a induit une perte de revenu (valeur initiale, consommation d'aliment). En GTE, ce taux de mortalité est intégré dans le taux de pertes et saisies, rendant compte de toutes les pertes de porcs (mortalité, saisies à l'abattoir...). Ce taux s'élevait en moyenne à 3,7 ($\pm 1,5$) % dans les élevages français en 2015 (IFIP, 2016).

b. Performances économiques

Les résultats économiques de l'atelier d'engraissement vont permettre d'évaluer sa rentabilité. Ils dépendent directement du niveau de la conjoncture économique (prix des aliments et de vente du porc), et des performances techniques des animaux, notamment les

quantités d'aliment consommé, le poids en fin d'engraissement, et la plus-value technique obtenue. La grille de paiement française associe effectivement une plus-value par kg de carcasse à chaque porc en fonction de son poids carcasse et de son TMP (Figure 8). Dans la grille UNIPORC en vigueur depuis le 30/03/2015 cette plus-value varie entre -0,70 et 0,19 €/kg carcasse pour les porcs charcutiers. Pour chaque porc, cette plus-value est ajoutée au prix de base par kg de carcasse pour calculer le produit payé à l'éleveur. En France, le produit moyen était de 125 €/porc entré en 2015 pour les élevages engraisseurs (IFIP, 2016).

Le coût alimentaire moyen par porc est calculé en considérant la quantité totale d'aliment consommé par porc, lié à son IC et à son gain de poids en engraissement, et le prix moyen de l'aliment. Les principales voies de réduction du coût alimentaire consistent à améliorer l'indice de consommation et/ou à réduire le prix des aliments. Les aliments sont généralement formulés au moindre coût tout en respectant des contraintes nutritionnelles pour assurer les besoins des porcs. Cette formulation dépend des prix des matières premières utilisées, qui varient inter- et intra-année. La teneur de l'aliment en acides aminés influence à la fois le coût de l'aliment et les performances, en particulier le nombre d'individus de la population dont les besoins sont couverts. Il existe donc un optimum économique pour cette teneur qui est un compromis entre l'accroissement du coût et le taux de couverture des besoins. Ces interactions entre besoins des porcs, formulation des aliments, et coût alimentaire ont été étudiées par plusieurs auteurs (Quiniou *et al.*, 2007, Brossard *et al.*, 2010, Pomar *et al.*, 2014). Quiniou *et al.* (2007) ont ainsi étudié l'impact du niveau en acides aminés dans les formulations d'aliment sur les performances technico-économiques des élevages, en prenant en compte le contexte de prix des matières premières et la conduite d'élevage. Brossard *et al.* (2010) ont étudié l'impact de l'apport en lysine dans les aliments et du nombre de phases dans la séquence alimentaire sur les performances de croissance et d'excrétion des porcs, en prenant en compte le contexte de prix des matières premières. Ainsi Quiniou *et al.* (2007) et Brossard *et al.* (2010) ont montré qu'un apport entre 110 et 115 % des besoins moyens de la population en lysine digestible par MJ d'énergie nette dans l'aliment permet d'atteindre les performances de croissance maximales de la population, et une marge plus élevée (environ +1€/porc). Pomar *et al.* (2014) ont étudié l'effet du nombre de phases de la séquence alimentaire sur les performances de croissance et d'excrétion des porcs, et sur le coût de production. Ils ont montré que l'utilisation d'une séquence multiphase journalière permet de réduire en moyenne de 12 % l'excrétion de N et de 1 \$ le coût alimentaire par porc. Plus récemment, l'alimentation de précision, qui vise à approcher au plus près les besoins de chaque individu chaque jour pour optimiser la consommation, tend à être une solution d'avenir pour réduire

ce coût alimentaire. Andretta *et al.* (2016) ont montré que l'utilisation d'une séquence alimentaire multiphase journalière apportant 100 % des besoins en lysine digestible à chaque individu permettait de réduire de 30% l'excrétion de N, et de 10 % le coût alimentaire, par rapport à l'utilisation d'une séquence en trois phases couvrant les 80 percentiles de la population au début de chaque phase.

Le critère économique le plus utilisé en GTE est la marge sur coût alimentaire et renouvellement pour les élevages avec truies, et la marge sur coût alimentaire et achat de porcelet (1) pour les engraisseurs.

$$\text{marge} = \text{produits} - \text{prix d'achat porcelets} - \text{coût alimentaire} \quad (1)$$

Cette marge peut être calculée pour chaque porc, ou globalement pour l'élevage en sommant les marges individuelles. Elle rend compte du résultat de la vente des porcs, déduction faite des charges d'alimentation et d'achat des porcelets. Elle ne prend pas en compte les charges diverses ni les charges de structures, comme les amortissements, les loyers ou les charges de main d'œuvre. En France, la marge moyenne sur coût alimentaire et achat de porcelets était de 16,6 €/porc entré en 2015 pour les élevages engraisseurs (IFIP, 2016).

c. Performances environnementales

Les élevages porcins génèrent des impacts environnementaux, en lien avec la production des aliments, les émissions de composés gazeux dans le bâtiment et lors du stockage et de l'épandage des effluents, et le lessivage de nutriments après épandage. Le niveau des émissions est dépendant de l'excrétion d'azote (N) et de phosphore (P) par les porcs. Ces dernières années les quantités excrétées par les porcs ont diminué en raison de l'évolution des pratiques alimentaires et de l'amélioration génétique des animaux. Dans une étude de 1999 les porcs à l'engraissement excrétaient en moyenne entre 5,22 et 5,76 kg N/porc soit entre 65,0 et 66,7 % de l'ingéré (Dourmad *et al.*, 1999), et en moyenne entre 720 et 920 g P/porc soit entre 63,0 et 66,0 % de l'ingéré (Poulsen *et al.*, 1999). Ces valeurs sont fortement réduites dans une étude récente datant de 2016 avec entre 3,68 et 4,49 kg N excrété /porc et entre 630 et 930 g P excrété / porc (RMT Elevages & Environnement, 2016). Les effets des pratiques d'alimentation sur les quantités de N et P excrétées par les porcs ont été étudiées dans la bibliographie, notamment en optimisant les pratiques d'alimentation pour être au plus proche des besoins des animaux et limiter l'excrétion (Rigolot *et al.*, 2010a, Pomar *et al.*, 2014, Andretta *et al.*, 2016, Monteiro *et al.*, 2017). Rigolot *et al.* (2010a) ont ainsi montré que l'augmentation du nombre de phases d'alimentation diminuait l'excrétion de N et P par les porcs, tandis que Pomar *et al.* (2014) notaient que l'augmentation du nombre

de phases ne diminuait que l'excrétion de N mais pas celle de P. Andretta *et al.* (2016) et Monteiro *et al.* (2017) observaient également que l'augmentation du nombre de phases diminuait l'excrétion de N et P, avec un effet encore plus marqué dans le cas d'une l'alimentation à l'échelle individuelle au lieu du groupe. Les interactions entre pratiques de gestion des effluents et quantité de N et P émis par l'élevage ont également été étudiées et ont permis d'identifier des voies de réduction des pertes au stockage et à l'épandage du lisier (Dammgen and Hutchings, 2008, Rigolot *et al.*, 2010b).

L'excrétion de N est associée aux phénomènes d'acidification (AC) d'eutrophisation (EU) du fait des émissions de NH_3 , et au changement climatique (CC) du fait des émissions de N_2O . L'excrétion de P est quant à elle surtout associée à l'eutrophisation. Ces impacts environnementaux peuvent être calculés à l'aide de la méthode d'Analyse de Cycle de Vie (ACV), une méthode normalisée et reconnue pour l'évaluation de ces impacts sur la vie entière d'un produit ou d'un système (Guinée *et al.*, 2002). Classiquement en élevage, les impacts environnementaux de la production de viande de porc sont calculés en prenant en compte en amont toutes les étapes de production des matières premières et de fabrication des aliments jusqu'à leur arrivée sur l'élevage, l'élevage des animaux en bâtiment, et en aval toutes les étapes de stockage et d'épandage du lisier. Les autres impacts habituellement considérés sont la demande en énergie cumulée (DEC), totale ou non renouvelable, regroupant toutes les consommations en énergie requise dans le processus de production de porcs, et l'occupation des terres (OCC), regroupant toutes les surfaces utilisées en particulier pour la production des aliments. Pour un élevage conventionnel, ces impacts sont de l'ordre de 2,25 kg CO_2 -eq/kg de poids vif pour CC, 19 g PO_4 -eq/kg de poids vif pour EU, 44 g SO_2 -eq/kg de poids vif pour AC, 16.2 MJ/kg de poids vif pour DEC, et 4.1 m^2 .an/kg de poids vif pour OCC (Dourmad *et al.*, 2014). Les effets des pratiques d'alimentation sur ces impacts ont été étudiés, en prenant en compte la composition des aliments et la provenance des matières premières (Eriksson *et al.*, 2005, Garcia-Launay *et al.*, 2014, Monteiro *et al.*, 2016b). Eriksson *et al.* (2005) et Garcia-Launay *et al.* (2014) ont ainsi montré que la substitution du tourteau soja par des pois et du tourteau de colza diminue les impacts environnementaux des élevages porcins, de même que l'incorporation d'acides aminés associée à la réduction de la teneur en protéines de l'aliment. L'effet de la gestion des effluents sur ces impacts a aussi été étudié. Stephen (2012) a ainsi montré que la gestion des effluents a très peu d'impact sur EU (contribution de l'ordre de 0,4 à 1,3 %), mais un impact fort sur AC (contribution de l'ordre de 15,9 à 47,4%).

4. Modélisation des systèmes d'élevage porcins

Face aux enjeux grandissants de réduction des impacts environnementaux et d'optimisation des résultats économiques et des performances techniques des systèmes d'élevage, des outils ont été développés pour évaluer ces impacts. La modélisation est une approche adaptée pour la représentation des systèmes complexes, car elle permet de représenter les composants du système et leurs interactions. Un modèle est une représentation simplifiée d'un système, permettant de répondre à un ou plusieurs objectifs (Berry et Beslon, 2015). Les hypothèses de représentation des différentes composantes et de leurs interactions dans le modèle dépendent donc de ces objectifs. Il y a ainsi une diversité de modélisation des systèmes d'élevage en fonction de leur finalité, impliquant une diversité de représentation des animaux, des pratiques d'élevage, de la structure de l'élevage, des autres composants de l'élevage, et de leurs interactions.

a. Représentation de l'animal et de la variabilité des performances entre animaux

Les modèles de l'animal permettent de représenter les interactions avec les pratiques d'élevage au niveau individuel. La plupart des modèles d'engraissement porcin au niveau de l'animal simulent la croissance d'un porc moyen en fonction de son âge, et utilisent différentes équations prenant en compte le potentiel de croissance de l'animal, i.e. sa vitesse de croissance potentielle pour atteindre le poids à maturité de l'animal dans des conditions d'élevage non limitantes (Knap, 2000, Lovatto and Sauvant, 2003, Schinckel *et al.*, 2003, Niemi *et al.*, 2015). Wellock *et al.* (2004) ont étudié la justesse de prédiction de quinze équations de représentation de la croissance du porc, et ont conclu que l'équation la plus adaptée est celle développée par Gompertz (1825) :

$$f(t) = PV_f \cdot e^{1 - e^{-k \cdot t \cdot \log\left(\frac{PV_f}{PV_0}\right)}} \quad (2)$$

Avec t l'âge actuel de l'animal (jour), PV_f le poids final de l'animal (kg), PV_0 le poids initial de l'animal (kg), et k l'âge auquel l'animal atteint la moitié de son poids maximal (jour).

Ces modèles de croissance peuvent être couplés avec un modèle représentant l'ingestion du porc (Whittemore *et al.*, 2001, Black, 2009, Strathe *et al.*, 2012, Yoosuk *et al.*, 2012). L'ingéré peut être exprimé soit en fonction de l'âge de l'animal soit en fonction de son poids vif. Whittemore *et al.* (2001) indiquent qu'il n'est pas judicieux d'exprimer l'ingestion en fonction de l'âge du fait de la variabilité des performances parmi les porcs d'une même bande qui ont le même âge mais des poids différents et donc des besoins différents. Cependant, ces équations empiriques de prédiction de la croissance et de l'ingestion ont été

Introduction bibliographique

obtenues à partir de données expérimentales et sont difficilement extrapolables à d'autres génotypes, compositions d'aliments, ou conditions d'élevage. De plus elles ne prennent pas en compte de façon explicite la répartition du gain de poids entre les dépôts protéiques et lipidiques ni les mécanismes associés. Le modèle InraPorc pour la croissance des porcs à l'engrais (van Milgen *et al.*, 2008) considère deux variables d'état qui sont les quantités de protéines corporelles et de lipides corporels, et prédit le dépôt protéique potentiel à chaque pas de temps selon la dérivée d'une fonction de Gompertz :

$$\text{dépôt protéique potentiel} = \text{précocité} \times P \times \ln \frac{P_{\text{maturité}}}{P} \quad (3)$$

Où $P_{\text{maturité}}$ est la quantité de protéines dans la masse corporelle à maturité, P est la quantité de protéines corporelles actuelle et *précocité* est un paramètre de courbure qui rend compte de la précocité de l'animal. Dans ce modèle le dépôt protéique réel est obtenu en considérant le dépôt potentiel ainsi que les dépôts permis par les apports en énergie et par les apports en acides aminés. Le dépôt réalisé est alors le plus faible des trois. L'énergie qui n'est utilisée ni pour le dépôt protéique ni pour les besoins liés à l'entretien ou à l'activité physique est ensuite utilisée dans le modèle pour calculer le dépôt de lipides à chaque pas de temps (Figure 11).

Dans le modèle InraPorc (Van Milgen *et al.* 2008), l'ingestion peut être calculée selon différentes équations qui sont fonction du poids vif. Comme l'ingestion est calculée en énergie nette par jour, cette représentation permet de modifier l'ingestion en kg d'aliment selon la teneur en énergie nette de cet aliment. Néanmoins ces équations ne prennent pas en compte le contrôle de l'ingestion par les besoins d'entretien, puisque l'ingestion volontaire à maturité approche le besoin d'entretien à maturité (Van Milgen *et al.* 2008). Pour offrir cette option, Vautier *et al.* (2013) ont utilisé une fonction gamma de l'entretien, exprimant l'ingéré volontaire en fonction du besoin énergétique d'entretien et permettant de simuler une diminution de l'ingestion avec l'augmentation du poids :

$$\text{ingéré} = a. (b. PV. e^{-b.PV} + 1). c. PV^{0.60} \quad (4)$$

avec PV le poids vif de l'animal, et a, b, c les paramètres de l'équation.

Ces modèles de croissance et d'ingestion peuvent être utilisés pour simuler les performances d'une bande de porcs. La plupart des modèles partant de l'animal pour simuler les performances d'une bande utilisent un modèle de l'animal moyen, i.e. les mêmes paramètres sont alors utilisés pour simuler la croissance de tous les porcs (van Milgen *et al.*, 2008, Strathe *et al.*, 2015). Cette approche bien qu'intéressante dans un premier temps présente des limites.

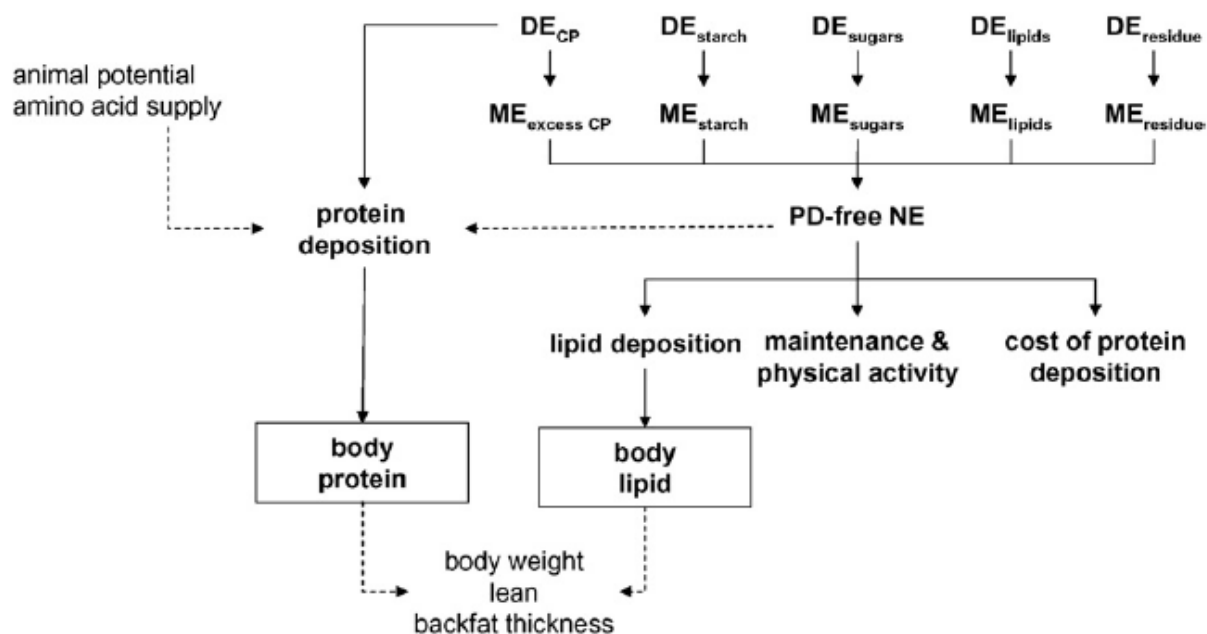


Figure 11 - Principaux flux de nutriments et relations entre variables intégrées dans le module de croissance d'InraPorc (van Milgen *et al.*, 2008).

La variabilité individuelle des performances des porcs est aujourd'hui prise en compte dans les modèles. Pomar *et al.* (2003) et Brossard *et al.* (2014) ont ainsi montré que les performances simulées d'un groupe de porcs sont plus proches des valeurs observées si l'on utilise un modèle représentant la variabilité inter-individuelle à la place d'un modèle de l'animal moyen. Cela permet aussi de représenter plus finement les pratiques de départ à l'abattoir et donc d'avoir une prédiction plus juste des résultats économiques des élevages (Morel *et al.*, 2012, Niemi *et al.*, 2015). Dans un autre domaine, ces modèles permettent également de représenter la propagation d'une maladie intra-élevage (Toft *et al.*, 2005, Lurette *et al.*, 2008, Arruda *et al.*, 2016, Hill *et al.*, 2016). Pour représenter la variabilité inter-individuelle du potentiel d'ingestion et de croissance entre les porcs au sein d'une même bande, Vautier *et al.* (2013) ont développé une méthode permettant de générer une population de porcs, à partir de caractéristiques d'un animal moyen, en prenant en compte les variances et covariances entre les différents paramètres décrivant les potentiels d'ingestion et de croissance des individus.

La prise en compte de la variabilité dans les modèles est également importante pour représenter l'effet des pratiques d'alimentation (Symeou *et al.*, 2016b). Ainsi, dans le cas d'une alimentation multiphase des porcs à l'engrais, une proportion plus ou moins importante de la bande peut voir ses besoins en acides aminés non couverts au début de chaque phase d'alimentation. Cette proportion dépend du niveau d'apport en acides aminés (en

pourcentage du besoin de l'animal moyen) et du degré de variabilité des besoins entre individus. Les modèles représentant la variabilité des animaux paraissent adaptés pour reproduire ces mécanismes (Monteiro *et al.*, 2016a). La représentation de la variabilité de potentiel et de besoins entre les animaux sera probablement de plus en plus importante pour calculer les performances des élevages avec l'émergence de l'alimentation de précision (Niemi *et al.*, 2010, van Milgen *et al.*, 2012, Andretta *et al.*, 2016, Monteiro *et al.*, 2017).

b. Représentation du système

Les trois entités composant l'atelier d'engraissement porcin - l'éleveur et ses pratiques, les porcs charcutiers, et les ressources – sont représentées différemment dans les modèles existants, comme on l'a déjà vu dans le paragraphe précédent pour la représentation des porcs charcutiers.

Les pratiques d'alimentation sont les plus largement et finement représentées en interaction avec la croissance et l'ingestion de l'animal pour remonter aux performances de la bande. Les effets de ces pratiques sont testés sur les performances techniques seules de l'atelier (van Milgen *et al.*, 2008, Symeou *et al.*, 2016b), ou en incluant les indicateurs économiques (Niemi *et al.*, 2010, Morel *et al.*, 2012), ou encore en incluant les impacts environnementaux (Chardon *et al.*, 2012). Les modèles de l'atelier d'engraissement porcin ne représentent le plus souvent qu'un unique départ à l'abattoir, à la fin de la simulation. Toutefois, certains modèles représentent plusieurs départs par bande, afin de prendre en compte la variabilité des poids des porcs (Lurette *et al.*, 2008, Ferguson, 2015, Hill *et al.*, 2016). La plupart des modèles de l'atelier ne simulent que les performances d'un animal ou d'une bande. Certains représentent la conduite en bande avec la croissance simultanée de plusieurs bandes au sein du même élevage (Lurette *et al.*, 2008, Chardon *et al.*, 2012, Hill *et al.*, 2016).

Les bâtiments et salles de l'atelier sont très peu représentés dans la littérature qui concerne le développement des modèles de l'atelier d'engraissement. Seuls Lurette *et al.* (2008) et Hill *et al.* (2016) représentent plusieurs salles et leurs cases et les contacts entre porcs intra- et inter-bandes résultants de l'interaction entre conduite en bande et infrastructure. Niemi *et al.* (2010) représentent l'infrastructure de l'élevage par l'espace nécessaire pour engraisser la bande, et optimisent l'alimentation et le poids d'abattage pour obtenir la marge par place la plus élevée.

Les sorties calculées par les différents modèles de l'atelier (Figure 12) sont principalement des sorties techniques, rendant compte de la croissance et de l'ingestion des porcs (Toft *et al.*, 2005, van Milgen *et al.*, 2008). Certains modèles simulent aussi l'excrétion de N et P par

Introduction bibliographique

les porcs, à laquelle sont associés plusieurs impacts environnementaux (Chardon *et al.*, 2012, Strathe *et al.*, 2015, Symeou *et al.*, 2016b). Certains modèles calculent les résultats économiques découlant des performances techniques de l'atelier, tel que le coût alimentaire et/ou la marge (Morel *et al.*, 2012, Ferguson, 2015, Niemi *et al.*, 2015). Les modèles calculant les sorties environnementales par la méthode ACV sont le plus souvent des modèles statiques (McAuliffe *et al.*, 2016). Quelques modèles ont choisi de simuler la dynamique de croissance des porcs pour en déduire leurs performances techniques et calculer les impacts environnementaux par ACV (van Zanten *et al.*, 2015, Monteiro *et al.*, 2016a).

A notre connaissance, il n'existe pas de modèle de l'atelier d'engraissement porcin prenant en compte les interactions entre pratiques d'élevage, variabilité inter-individuelle des performances des animaux, et infrastructure de l'élevage, et leurs effets sur les performances technico-économiques et les impacts environnementaux de l'atelier.

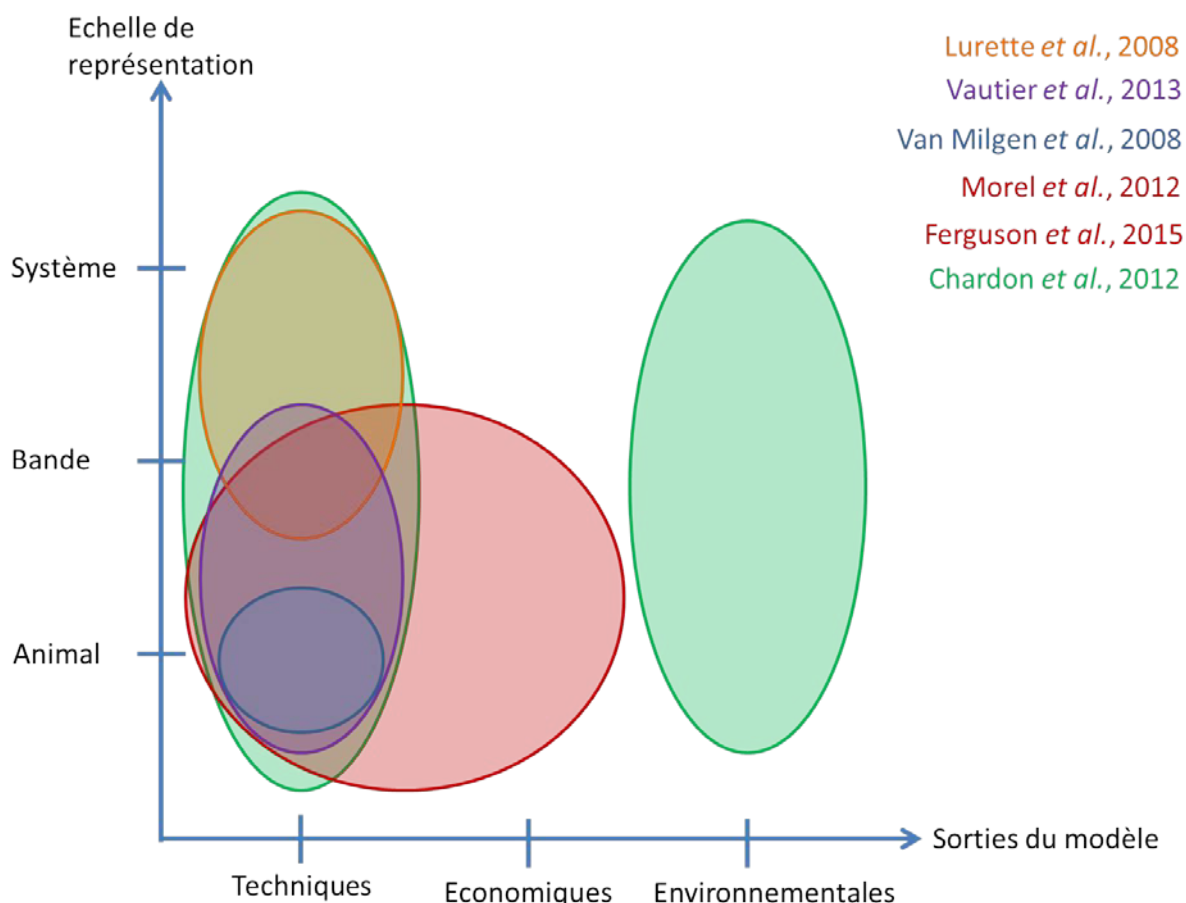


Figure 12 - Exemples de modèles représentant tout ou partie de l'atelier d'engraissement porcin.

Objectifs de la thèse et démarche de travail

Objectifs et démarche de la thèse

Pour répondre aux challenges économiques et environnementaux de la production porcine, les éleveurs ont besoin d'outils d'aide à la décision capables de prédire les effets des pratiques mises en œuvre sur leur exploitation sur leurs résultats économiques et environnementaux. Les développements récents en modélisation des systèmes d'élevage et en Analyse de Cycle de Vie montrent qu'il n'existe pas actuellement de modèle capable de répondre à tous les besoins listés ci-après :

- prédire la variabilité des performances des porcs au sein d'une bande en engraissement. Nous avons vu que ce point est essentiel pour simuler correctement les effets de pratiques d'alimentation innovantes, telles que l'alimentation multiphase ou l'alimentation de précision, et pour simuler correctement les départs à l'abattoir et donc la variabilité des poids d'abattage et de la valeur des carcasses.
- simuler les interactions entre pratiques, structure et conduite. Ce point est essentiel pour une bonne applicabilité du modèle en élevage. En effet, les élevages porcins sont caractérisés par une grande diversité de conduite, de pratiques et d'infrastructures susceptibles d'impacter les performances de l'atelier.
- calculer les résultats économiques, et les impacts environnementaux par ACV de la production de porcs charcutiers à l'échelle de l'atelier à partir des performances techniques individuelles des porcs.

L'objectif de la thèse est de comprendre et représenter le lien entre pratiques d'élevage, caractéristiques des animaux, infrastructure, et résultats technico-économiques et impacts environnementaux de l'atelier d'engraissement porcin. La question de recherche vise à expliciter : «Comment les interactions entre pratiques d'élevage, caractéristiques des animaux et structure de l'atelier d'engraissement porcin modifient ses résultats techniques, économiques et environnementaux?»

Nous avons choisi une approche par modélisation, adaptée pour représenter le fonctionnement d'un système complexe tel que l'atelier d'engraissement, en prenant en compte les interactions entre les composants du système. Pour ce travail nous avons appliqué les étapes essentielles d'une démarche de modélisation, à savoir la construction du modèle avec la définition des hypothèses qualitatives et des hypothèses quantitatives, l'analyse de sensibilité du modèle, et enfin l'évaluation de la qualité de prédiction du modèle avec des données externes qui n'ont pas été utilisées pour son développement. La Figure 13 retrace la démarche de travail suivie durant la thèse. Chacun des chapitres décrits dans la Figure 13 correspond à une des étapes de travail dans la démarche.

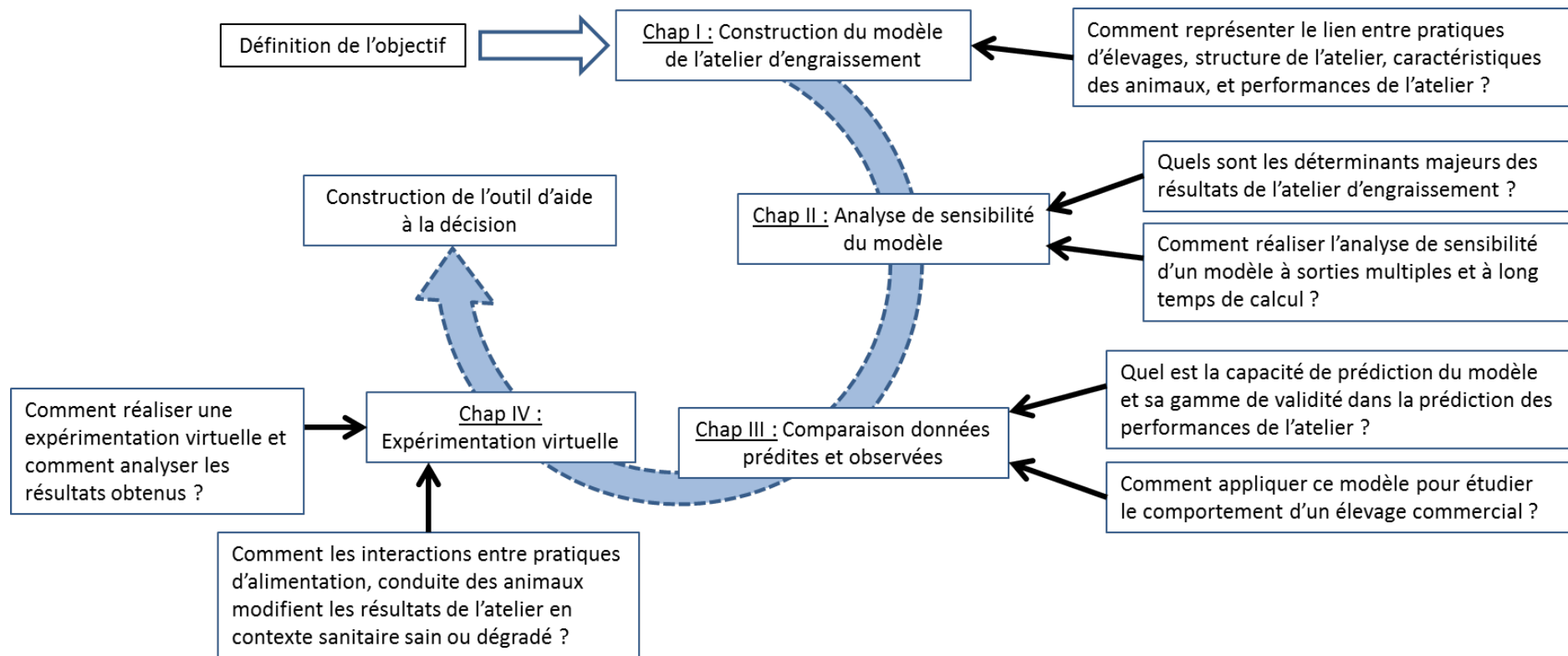


Figure 13 – Démarche de travail effectuée durant la thèse, et questions et chapitres du manuscrit associés.

Objectifs et démarche de la thèse

Chaque étape a été l'occasion de répondre à un enjeu méthodologique qui peut se poser dans d'autres projets de modélisation, ainsi qu'à une question spécifique à la construction et la mise en œuvre de notre modèle de l'atelier d'engraissement porcin. Le chapitre I décrit les réponses que nous avons pu apporter aux deux questions suivantes :

Question spécifique 1 : La simulation des performances individuelles à l'aide d'un modèle individu-centré de l'atelier permet-elle d'améliorer la capacité de prédiction des résultats de l'atelier ?

Enjeu méthodologique 1 : comment représenter le lien entre pratiques d'élevage, structure de l'atelier, caractéristiques des animaux, et performances techniques, économiques et environnementales de l'atelier d'engraissement porcin ?

Afin de représenter les mécanismes sous-jacents des pratiques d'élevage, une série d'enquête en élevage a été mise en place lors d'un stage de Master au début de la thèse. Ces enquêtes avaient pour but de définir précisément quelles pratiques représenter dans le modèle et comment les éleveurs les mettaient en œuvre à l'échelle de l'individu et du groupe de porcs. Cette participation des éleveurs a permis de représenter les principales pratiques mises en œuvre en élevage. Le modèle construit en réponse à ces questions sera décrit, ainsi que les hypothèses sous-jacentes et une première illustration de son potentiel.

Dans un deuxième temps nous avons exploré le comportement global du modèle, pour étudier le domaine de variation de ses résultats prédits. Pour cela nous avons choisi de faire une analyse de sensibilité globale du modèle en testant l'effet des entrées quantitatives du modèle sur ses sorties techniques, économiques et environnementales. Le deuxième chapitre décrira la méthode d'analyse de sensibilité développée et les résultats obtenus, et répondra aux questions suivantes :

Question spécifique 2 : Quels sont les déterminants majeurs affectant les performances techniques, économiques et environnementales de l'atelier d'engraissement porcin ?

Enjeu méthodologique 2 : Comment réaliser l'analyse de sensibilité d'un modèle à sorties multiples et à long temps de calcul ?

La troisième étape du travail de thèse consistait à mettre en place une évaluation de la validité des résultats prédits par le modèle. Pour ce faire, des résultats techniques de 21 élevages porcins tirés d'enquêtes en élevages ont été comparés aux résultats prédits par le modèle. Cette évaluation sera décrite en détail dans le chapitre III, et permet de répondre aux questions :

Question spécifique 3 : Quelle est la capacité de prédiction et la gamme de validité du modèle dans la prédiction des performances de l'atelier d'engraissement porcin ?

Objectifs et démarche de la thèse

Enjeu méthodologique 3 : Comment paramétrer un modèle de système d'élevage pour étudier le comportement d'un élevage commercial donné ?

La quatrième et dernière étape du travail de thèse consistait à utiliser le modèle au travers d'une expérimentation virtuelle pour explorer les effets de différentes combinaisons de pratiques, caractéristiques des animaux, et structures de l'atelier sur les performances de l'atelier et répondre à la question de recherche de la thèse. Pour explorer les interactions au sein du système avec différentes populations de porcs, et donc aborder la question des interactions avec les caractéristiques des animaux, nous avons deux possibilités :

- considérer une population présentant un potentiel moyen d'ingestion et de croissance supérieur à la moyenne des références nationales et une population ayant un niveau génétique plus faible et donc des potentiels moindres.
- considérer une population présentant un potentiel moyen d'ingestion et de croissance supérieur à la moyenne des références nationales, et la même population mais en situation sanitaire dégradée et donc avec une réduction des potentiels.

La deuxième option a été retenue dans le chapitre IV pour éclairer les éventuelles possibilités de compensation, au moins partielles des déficits de performances observés en situation dégradée. Le chapitre IV décrira cette expérimentation virtuelle et les résultats obtenus, et permettra de répondre aux questions :

Question spécifique 4 : Comment les interactions entre pratiques d'alimentation et conduite des animaux modifient les résultats techniques, économiques et environnementaux de l'atelier en contexte sanitaire sain ou dégradé ?

Enjeu méthodologique 4 : Comment réaliser une expérimentation virtuelle à l'aide du modèle de l'atelier d'engraissement et comment analyser les résultats obtenus ?

Cette démarche de travail a permis de construire un modèle adéquat pour répondre à l'objectif de recherche, et aussi de disposer d'une complémentarité des méthodes d'évaluations des capacités prédictives du modèle : étude de l'effet des entrées quantitatives à l'aide de l'analyse de sensibilité, étude de l'effet de pratiques (facteurs) à l'aide de la comparaison prédicts/observés et de l'expérimentation virtuelle.

Ce modèle a été développé pour être à terme inclus dans un outil d'aide à la décision à vocation du conseil en élevage. La construction de l'outil ne fait pas partie de l'objectif de la thèse, mais est l'objectif du projet MOGADOR (lauréat de l'appel à projets « Recherche finalisée et innovation » 2013 du Ministère de l'Agriculture et de l'Alimentation) dans lequel s'inscrit la thèse.

**Chapitre I – Construction d’un modèle de
l’atelier d’engraissement porcin par une
approche individu-centré**

Chap. I - Construction du modèle

La description du modèle de l'atelier d'engraissement porcin a fait l'objet d'une publication acceptée dans le journal Animal.

Les élevages porcins sont soumis à des enjeux économiques et environnementaux grandissants. Pour répondre à ces enjeux, différentes méthodes d'évaluation des performances des systèmes de production ont été développées. Des travaux récents montrent que simuler la variabilité des performances entre les porcs améliore la précision des résultats, en comparaison de l'utilisation d'un modèle de l'animal moyen. L'objectif de ce travail était de développer un modèle de l'atelier d'engraissement intégrant les effets des interactions entre la variabilité inter-individuelle des porcs, la structure de l'élevage et les pratiques de l'éleveur, sur les performances de l'atelier.

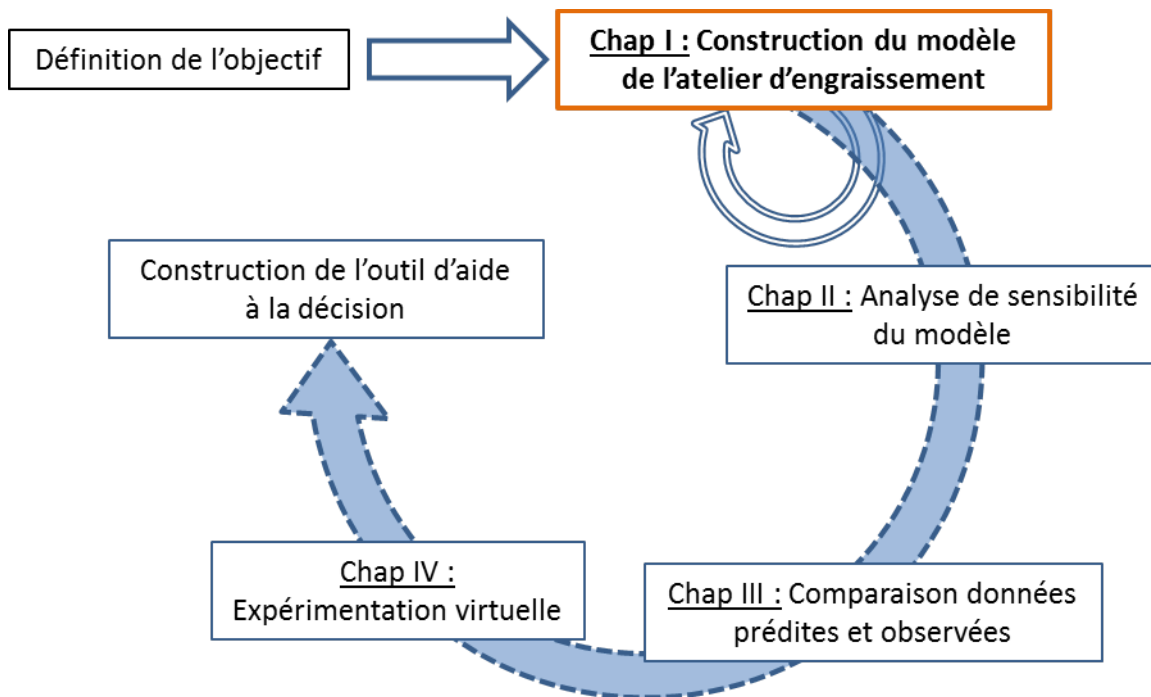


Figure I.1 - Démarche de travail effectuée durant la thèse. Le chapitre I correspond à la première étape de cette démarche.

Enjeu méthodologique 1 : comment représenter le lien entre pratiques d'élevage, structure de l'atelier, caractéristiques des animaux, et performances techniques, économiques et environnementales de l'atelier d'engraissement porcin ?

Les pratiques d'élevage ont été représentées dans le modèle à partir d'une typologie portant sur la conduite en bandes, les règles de mise en lots, l'alimentation et la gestion des départs à l'abattoir. Les porcs ont été représentés par un modèle individu-centré adapté du modèle InraPorc.

Question spécifique 1 : La simulation des performances individuelles à l'aide d'un modèle individu-centré de l'atelier permet-elle d'améliorer la capacité de prédiction des résultats de l'atelier ?

Pour illustrer le fonctionnement du modèle développé, quatre simulations ont été réalisées avec ou sans prise en compte de la variabilité des potentiels de croissance et d'ingestion entre les porcs, et en faisant varier le plan de rationnement (*ad libitum* ou restriction à 2,5 kg/j) et la séquence alimentaire (biphase ou multiphase). Une analyse de variance a été effectuée sur les indicateurs technico-économiques et environnementaux (calculés par ACV) calculés par le modèle. Les simulations réalisées avec variabilité de potentiel entre les porcs permettent de reproduire l'occurrence des départs et des variations de proportions de porcs dans la gamme de paiement entre pratiques testées, contrairement aux simulations réalisées sans variation inter-individuelle de potentiel. Le plan de rationnement et la séquence alimentaire ont un effet significatif sur tous les indicateurs, excepté la plus-value par porc pour laquelle la séquence n'a pas d'effet significatif. Le scénario combinant restriction et multiphase apporte la meilleure marge par porc engraisé (14,2 €/porc) et les plus faibles impacts environnementaux par kg de poids vif. A l'inverse, le scénario combinant *ad libitum* et biphase induit la plus faible marge (8,20 €/porc) et les plus forts impacts environnementaux. Le modèle apparaît comme un outil prometteur pour évaluer les effets des pratiques d'élevage, caractéristiques des animaux et structure de l'atelier sur les performances technico-économiques et environnementales de l'atelier d'engraissement porcin, et pour explorer les améliorations possibles.

Ce chapitre retrace la première étape du travail de thèse, à savoir la construction du modèle de l'atelier d'engraissement (Figure I.1). Le modèle a été construit à l'aide d'une méthode itérative, basée sur la méthode Agile. Cette méthode nous a permis de revenir sur la structure et les hypothèses régissant le modèle tout au long de sa construction.

Modelling interactions between farmer practices and fattening pig performances with an individual-based model

A. Cadero ^{1,2}, A. Aubry ¹, L. Brossard ², J. Y. Dourmad ², Y. Salaun ¹ and F. Garcia-Launay ²

¹ IFIP – Institut du porc, 35651 Le Rheu, France

² PEGASE, Agrocampus Ouest, INRA, 35590 Saint-Gilles, France

Abstract

European pig production continues to encounter economic and environmental challenges. To address these issues, methods have been developed to assess performances of pig production systems. Recent studies indicate that considering variability in performances among pigs improves the accuracy and reliability of results compared to modelling an average animal. Our objective was to develop a pig fattening unit model able to i) simulate individual pig performances, including their variability in interaction with farmers' practices and management, and ii) assess their effects on technical, economic and environmental performances. Farmer practices included in the model were chosen from a typology generated from on-farm surveys focused on batch management, pig allocation to pens, pig feeding practices, practices of shipping to the slaughterhouse, and management of the remaining pigs. Pigs are represented using an individual-based model adapted from the InraPorc® model. To illustrate the model's abilities, four scenarios were simulated that combine two feed rationing plans (*ad libitum*, restricted to 2.5 kg/d) and two feed sequence plans (two-phase, ten-phase). Analysis of variance was performed on the simulated technical, economic and environmental indicators (calculated via Life Cycle Assessment). The feed rationing plan and feed sequence plan significantly affected all indicators except for the premium per pig, for which the feed sequence plan did not have a significant effect. The "restricted ten-phase" scenario maximised gross margin of the fattening unit (14.2 €/pig) and minimised environmental impacts per kg of pig produced. In contrast, the "*ad libitum* two-phase" scenario generated the lowest margin (8.20 €/pig) and the highest environmental impacts. The model appears to be a promising tool to assess effects of farmers' practices, pig characteristics and farm infrastructure on technical, economic and environmental performances of the fattening unit, and to investigate the potential of improvement. However, further work is needed, based on virtual experiments, in order to evaluate the effects of a larger diversity of practices.

Keywords: fattening pig; model; variability; performance; Life Cycle Assessment

Implications

A model is proposed to simulate the interactions between management, individual pig characteristics and farm infrastructure and their effects on technical, economic and environmental performance of a pig fattening unit. After external validation, this model will be used to compare management strategies and will be included in a decision support tool for on-farm application.

1. Introduction

European pig production continues to encounter economic and environmental challenges. The increase and variability in feed ingredient prices combined with fluctuations in pig prices reduces the stability of pig farms' economic margins. The cost of feed accounts for 60-75% of the total pig production cost, in which fattening feed is a major portion (Mullan *et al.*, 2011). Pig production systems have a significant impact on water eutrophication, acidification, and GHG emissions (McAuliffe *et al.*, 2016). Two main mechanisms that have been explored to reduce environmental impacts of pig production include improving management of pig nutrition and manure storage and treatment. Reducing impacts of the fattening unit is a major concern because fattening pigs produce approximately 70% of the phosphorus (P) and nitrogen (N) emissions of farrow-to-finish farms (Dourmad *et al.*, 1999).

To address these challenges, farmers must understand trade-offs between technical, economic and environmental performances of the pig fattening unit. Livestock farming systems are complex because they are structured by interactions between biological and human-controlled processes, and their behaviour is not always predictable. Consequently, farmers need decision support systems that rely on dynamic models of the multiple performances of the pig fattening unit. Variability in amino acid and net energy (NE) requirements among pigs greatly influences the heterogeneity in growth performance, nutrient excretion and slaughter weight. A modelling approach is suitable for simulating behaviour of the fattening unit system because it represents interactions among its components. Most published pig fattening models predict effects of nutrition on growth performance of an average pig (Pomar *et al.*, 2003, van Milgen *et al.*, 2008, Niemi *et al.*, 2010) without simulating effects of animal performance on associated economic margin or environmental impacts. Few models associate economic efficiency (Lurette *et al.*, 2008, Niemi *et al.*, 2010) or nutrient excretion (Chardon *et al.*, 2012) with farmers' strategies or consider variability in performance among individuals. Different studies have shown that simulated response of performance of a group of pigs to feeding practices is closer to observed performance when using an individual-based model instead of an average animal model, since individual-based models account for the variability of nutritional requirements

among pigs (Pomar *et al.*, 2003, Brossard *et al.*, 2014). The optimisation model of Ferguson (2015) considers variability in performance among pigs and its interaction with feed and shipping practices to calculate technical and economic performances of a batch of pigs. To our knowledge, no dynamic pig fattening unit model considers individual variability in performance among pigs, farmers' feeding practices and animal management and also estimates environmental impacts (calculated using Life Cycle Assessment (LCA)) and economic results of the fattening unit.

Our objective was to develop a pig fattening unit model able to i) simulate individual pig performance (including its variability) in interaction with farmers' practices and management and ii) assess effects of all three on technical, economic and environmental performances. This paper describes principles and assumptions of the model and illustrates its potential via application.

2. Model description

a. Overview of model structure

The fattening unit model is a discrete-event, mechanistic, individual-based model which is stochastic for biological traits (pig intake, growth potential and mortality) and has a one-day time step. The model, based on object-oriented programming, includes several classes: the "*pig herd*" with fattening "*pigs*", the "*farmer*" with farm management, and the farm infrastructure with fattening "*rooms*" and their associated "*pens*" (Supplementary Figure I.A.1). In the following description, the names of classes (e.g. "*farmer*", "*pig*") refer to objects described in the model. The *pig herd* is divided into successive *batches* composed of groups of *pigs* which are the same age and are bred together from fattening to shipping to the slaughterhouse. Farm management is represented by practices and a calendar of events containing tasks to perform. Each day the *farmer* receives information from the *herd* and the calendar of events. Based on this information, the calendar is updated by adding or removing tasks. At each time step in the simulation, the events corresponding to the current day are read in the calendar and processed. The practices include *batch* management, allocation of *pigs* to pens, feeding practices and slaughter shipping practices. The model simulator was implemented using Python 3 language.

The *farmer* uses practices, the main inputs of the model (Supplementary Table I.A.1), to determine farm management: the interval between the arrival of two successive *batches*, how *pigs* are grouped in *pens* (e.g. at random, according to sex and/or body weight), the feeding plan, and how to plan shipping and select the pigs which are shipped to the slaughterhouse (Figure I.2). Other inputs include animal profiles (which describe variability

among *pigs*), *building* characteristics and *feed* composition. Information about farm management, fattening *rooms* and animal profiles are sent to the growth and slaughter shipping submodel, which simulates *batch* arrival and allocation to *rooms* and *pens*, daily growth of *pigs* and shipping to the slaughterhouse. It sends the pigs' performances to the economic and environmental submodel, which calculates technical, economic and environmental indicators.

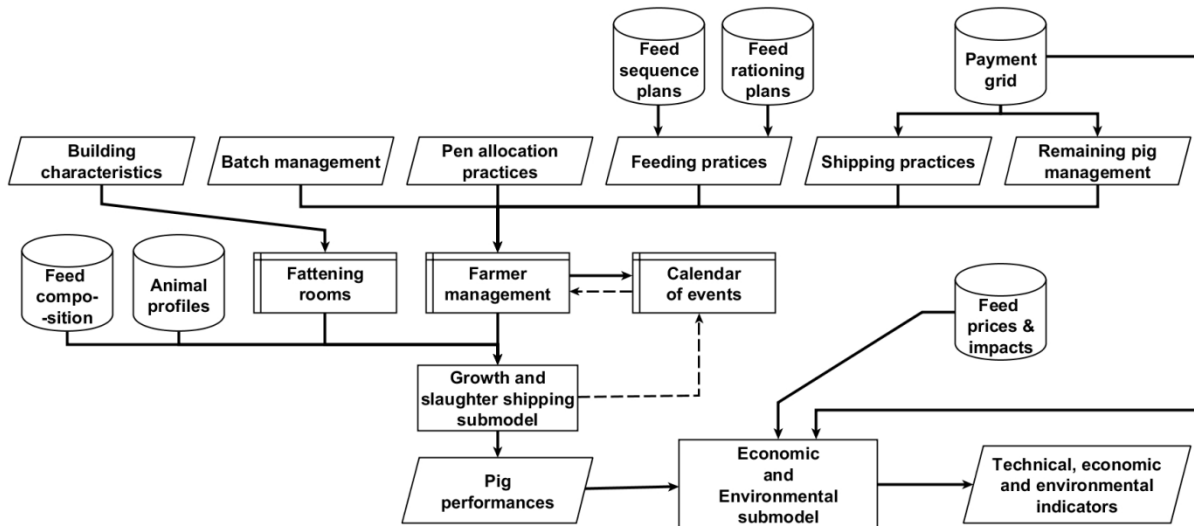


Figure I.2 - Diagram of the fattening unit model.

b. Buildings and animal housing

The *building* is represented by the number of fattening *rooms*, which is provided as input to the model. Each *room* contains an identical number of *pens*. The area allocated per pig in each *pen* is used to initialise the size of the *pen* at the beginning of the simulation. After shipping the last *pigs* in the *batch* to the slaughterhouse or to a buffer room, the *room* is considered empty after a cleaning and disinfection period. A buffer room can be used at the end of the fattening period to finish fattening the lightest *pigs* which have not reached the minimum slaughter weight (SW) without penalties.

c. Batch management

Upon arrival at the fattening unit, the *pigs* in each *batch* are allocated to a single *room* and distributed among its *pens* to have the same number of *pigs* per *pen*. The interval between the arrival of two successive *batches*, the size of each *batch*, and how *pigs* are allocated to the *pens* are scheduled in farm management by the *farmer*. As mentioned, *pigs* can be allocated to *pens* at random, by weight, by sex, or by sex and weight. The allocation by weight means that pigs of similar weight are put in the same pen, inducing difference of

mean weight between pens. When allocating by weight, if the number of *pigs* per *pen* is unequal, the *pens* with the lightest *pigs* contain more pigs than the pens with the heaviest pigs. When allocating by sex, each *pen* contains *pigs* of the same sex, except for one pen in which sexes can be combined to distribute *pigs* equally among all *pens*. When allocating by sex and weight, each *pen* contains *pigs* of the same sex and similar weight, except for one *pen*, which by default contains the lightest *pigs* and may contain both sexes.

d. Shipping to the slaughterhouse

The process for planning when to ship a group of *pigs* is based on the range of optimal SWs which have the highest premium in the payment grid. The French payment grid, used by default, is composed of ranges of weights associated with various prices per kg of carcass. In the model, *MinWr* is the minimum SW without cost penalties, and *TarWr* is the target SW, which lies in the middle of the range of SW with the highest premium. The model assumes that there is no limit to the number of *pigs* that can be shipped and that no unforeseen events occur on shipping day.

To schedule shipping (Figure I.3), the “counting ready *pigs*” function counts how many *pigs* can or must (when emptying the room) be slaughtered on the next possible shipping day (according to their weight and age). A given number of days before shipping, the “*pig* selection” function selects the *pigs* that will be slaughtered (according to their weight and age) to determine slaughter groups. For this purpose, the model uses the discrete event simulation method, i.e. a discrete time step in which events are planned which modify the state of the system at a predefined time. In our model, counting and selection of *pigs* to determine the slaughter groups and shipping to the slaughterhouse are planned by placing their dates of occurrence in a calendar of events.

e. Management of the remaining fattening pigs

When a *room* must be emptied because a new *batch* is planned, the *farmer* applies the management practice chosen for the *pigs* which have not reached *MinWr*. In the “without buffer room” option, all *pigs* are sold when the *room* must be emptied, even the lightest *pigs*, which incurs payment penalties. In the “with buffer room” option, the lightest *pigs* are moved to the buffer room until they reach the optimal SW range or the maximum duration allowed for remaining in the buffer room.

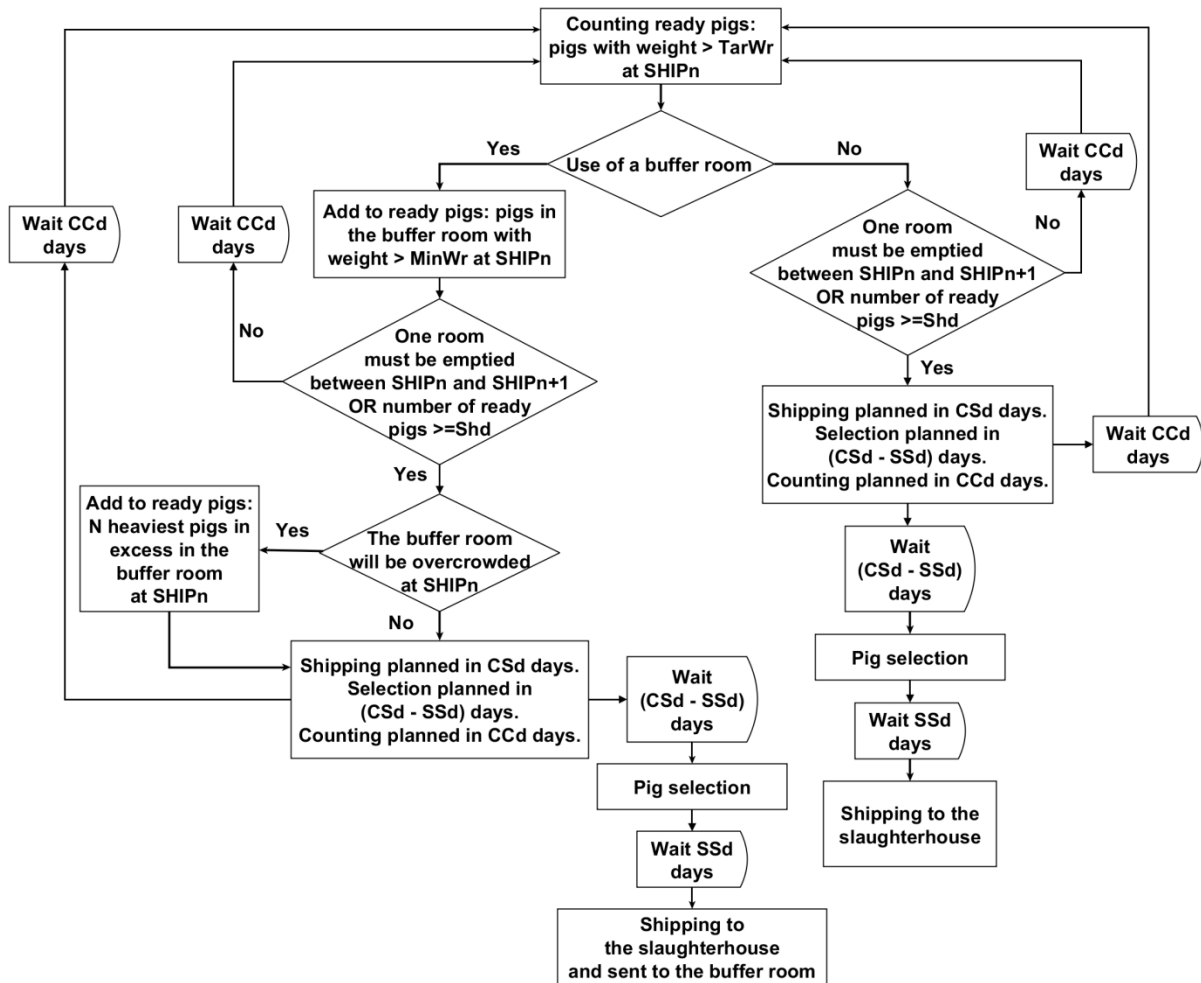


Figure I.3 - Diagram of the *farmer's* process for planning shipping to the slaughterhouse (TarWr: target slaughter weight; MinWr: minimum slaughter weight without payment penalties; SHIPn: current shipping; SHIPn+1: next shipping; Shd: minimum number of ready pigs required to plan shipping; CSd: Interval between counting and shipping to the slaughterhouse; SSd: Interval between selecting pigs and shipping to the slaughterhouse; CCd: Interval between current and next counting). Diamond boxes represent the decisions to take (i.e. the answer is yes or no); rectangular boxes represent actions; Curved boxes represent delays between actions and/ or decisions.

f. Feeds and feeding plans

Formalisation of feeding practices is adapted from the InraPorc® model (van Milgen *et al.*, 2008), which combines a feed rationing plan, a feed sequence plan, and the level at which these plans are applied (i.e. individual, pen or room level). Each feed sequence plan defines the *feeds* provided to the animals, their relative percentages and the rules to shift from one feed to another (i.e. a target weight, a fattening duration or the total amount distributed).

Each feed rationing plan defines the amount of *feed* or energy provided to pigs as a percentage of *ad libitum* intake or an amount per pig and per day for each period of the plan. The model shifts from one period to another in the feed rationing plan according to one of several criteria: fattening duration, age, weight, cumulative quantity of feed consumed or quantity of feed distributed. These rules are applied at the specified level: individual, pen (average value for pigs in the same pen) or room (average value for pigs in the same room). The feed rationing plans, feed sequence plans and *feed* composition are determined with the InraPorc software tool (InraPorc®, 2006) and are sent as inputs to the model.

g. Animals and performance

Pigs are simulated in an individual-based model, also adapted from InraPorc (van Milgen *et al.*, 2008). The model calculates feed intake (FI), protein and lipid deposition, and the resulting growth and nutrient excretion of each pig according to its growth potential and feeding plan. Each *pig* is assigned a profile which includes its initial age, initial weight, and four parameters that correspond to its potential FI and growth. The last five parameters are set using a covariance matrix and a multivariate random process (Vautier *et al.*, 2013) to generate the structure of a pig population. By default, the population of growing *pigs* is composed of 50% gilts and 50% barrows. All pig profiles are inputs to the model. Mortality is set at a constant rate throughout the fattening period.

h. Environmental indicators using LCA

The environmental indicators are environmental impacts calculated by LCA. The model calculates environmental impacts of the fattening of each slaughtered *pig*, while environmental impacts of producing piglets and breeding sows in upstream farrowing and post-weaning units are calculated according to average performance (IFIP, 2015) and *feed* composition (Supplementary Table I.A.2). Impacts of feed ingredients came from the ECOALIM dataset (Wilfart *et al.*, 2016) and those of their transport by road to the feed factory were based on distances assumed for pig production in Western France (Garcia-Launay *et al.*, 2016). The amounts of electricity and natural gas required to grind and pelletise the feeds at the feed factory came from Garcia-Launay *et al.* (2014). By default, transport distance of the feed from the factory to the pig farm was assumed to be 30 km. Background data (i.e. impacts of road transport; electricity, light fuel oil and natural gas used in the pig unit) came from the ecoinvent database V3.1 (Weidema *et al.*, 2013).

Environmental impacts of manure use were estimated using a system expansion approach (Garcia-Launay *et al.* 2014) in which we assumed that the manure produced replaced a certain percentage of mineral fertilisers, indicated as a mineral fertiliser equivalent (MFE, %).

We assumed that MFE was 75% for manure N, which was assumed to lose 5% more N as nitrate (NO_3) than mineral fertilisers (Nguyen *et al.*, 2010), and that MFE was 100% for manure P (Sommer *et al.*, 2008). Processes for manure transport and spreading came from AGRIBALYSE V3.1 (Koch and Salou, 2015). The quantities of manure produced and N and P excreted by piglets and sows were calculated according to Rigolot *et al.* (2010a, b).

Ammonia (NH_3), nitrous oxide (N_2O), nitrogen oxide (NO_x) and methane (CH_4) emissions to the air were estimated separately for housing, manure storage and manure spreading. The model calculated amounts of nutrients (N, P, potassium (K)) remaining in manure at the end of each step. Amounts of N, P, copper (Cu), zinc (Zn), K and organic matter excreted by *pigs* were calculated by the growth and slaughter shipping submodel. CH_4 emissions from enteric fermentation were calculated according to digestible fibre contents of the feeds (Rigolot *et al.*, 2010a), while those from manure storage were calculated according to IPCC (2006) and Rigolot *et al.* (2010b). NH_3 emissions from the building and manure storage were calculated according to emission factors developed by Rigolot *et al.* (2010b). N_2O and NO_x emissions from manure storage were calculated according to IPCC (2006) and Dammgén and Hutchings (2008), respectively. During field application, NH_3 emissions were based on Andersen *et al.* (2001), N_2O emissions on IPCC (2006) and NO_x emissions on Nemecek and Kägi (2007). Potential NO_3 and phosphate (PO_4) leaching rates came from Nguyen *et al.* (2012). We calculated environmental impacts using the CML 2001 method and total cumulative energy demand V1.08 (non-renewable fossil + nuclear) as implemented in Simapro software, version 8.05 (PRé consultants, Amersfoort, The Netherlands). We considered potential impacts of pig production on climate change (CC, 100-year horizon, kg CO_2 -eq., 25 CO_2 -eq. for CH_4 and 298 CO_2 -eq. for N_2O), eutrophication potential (EP, g PO_4 -eq.), acidification potential (AP, g SO_2 -eq.), cumulative energy demand (CED, MJ), and land occupation (LO, m^2year).

i. Economic indicators

Gross margin per fattening *pig* is the main economic indicator in the model. It equals revenue from sale of pigs minus expenses related to their feed (Supplementary Table I.A.3) and the purchase of piglets. The premium per kg of carcass is calculated according to the French payment grid used by default, which associates a bonus or malus value to each pig based on its carcass characteristics (weight and lean content).

3. Simulation study

Four simulations were performed which combined two feed rationing plans (Ad: *ad libitum*, Res: restriction) and two feed sequence plans (2P: two-phase, 10P: ten-phase): 2P-Ad, 2P-

Res, 10P-Ad, and 10P-Res. The 21-day interval set between two successive batches represents the typical batch management of French pig farms. Simulations represent five fattening rooms and a buffer room with 100 places. The size of each batch was set at 400 pigs, in accordance with the mean number of pigs per batch in a French fattening unit (IFIP, 2015). The number of batches per simulation (i.e. replicates for the statistical analysis) was set at five, in order to use each pig profile only once (1000 female profiles for 200 female pigs per batch, and 1000 male profiles for 200 male pigs per batch). The duration of simulation, i.e. 600 days, has been chosen in order to consider the time required for model stabilization and the completed fattening of 5 successive batches.

Pigs were allocated by weight in pens, and were fed according to the mean weight of each pen. The Res rationing plan simulates *ad libitum* distribution of up to a maximum of 2.5 kg of feed per day. FI and nutrient requirements of gilts were used as the reference for feed formulation. Feeds were estimated using InraPorc® (2006) and provided mean reference standardised ileal digestible (SID) lysine requirements of 0.98 g/MJ at 70 days of age, 0.75 g/MJ at 65 kg of body weight (BW), and 0.54 g/MJ at 110 kg BW. Soybean used in the formulation was assumed to be a mix produced in the Centre West (70%) and South of Brazil (30%). Two feeds, A and B, were formulated (Supplementary Table I.A.4) on a least-cost basis to contain 9.75 MJ of NE per kg and to meet at least 110% of the SID amino-acid requirements of the mean gilt profile (BW₇₀=30 kg, $a=4.45$, $b=0.0216/\text{kg}$, $\text{PDm}=143 \text{ g/d}$, $\text{BGompertz}=0.0171/\text{d}$, Brossard *et al.*, 2014) at 30 kg BW (beginning of fattening) and 120 kg BW (target SW), e.g. 1.13 and 0.55 g SID lysine/MJ NE, respectively. The two feeds were then combined in percentages adequate to meet amino-acid requirements at the beginning of each phase in the 2P and the 10P feed sequence plans. The 2P strategy was designed to supply 1.13 g SID lysine/MJ NE from 70 days of age to 65 kg BW (Feed A) and 0.86 g/MJ NE from 65 kg BW until slaughter (combining Feed A and Feed B). The 10P strategy contained ten feeding phases with a progressive shift from 100% of feed A to 100% of feed B. Feeds for gestating and lactating sows and for the first and second post-weaning phases (to calculate environmental indicators) were formulated according to Garcia-Launay *et al.* (2014), with feed ingredient prices from February 2014 including the cost of transporting feed ingredients (Garcia-Launay *et al.*, 2016).

The selling price of pigs is based on the French market price in February 2014 (1.314€/kg carcass), and the premium per kg carcass is calculated according to the French payment grid. Piglet value in the simulations is estimated according to the cost of producing piglets in February 2014 (62.10€/piglet of 30 kg BW).

The four simulations were performed twice: with (Var+) and without (Var-) variability among pigs. Two average animal profiles were used (Brossard *et al.*, 2014), one for gilts (BW₇₀=30

kg, $a=4.45$, $b=0.0216/\text{kg}$, $\text{PDm}=143 \text{ g/d}$, $\text{BGompertz}=0.0171/\text{d}$) and one for barrows ($\text{BW70}=30 \text{ kg}$, $a=5.02$, $b=0.0189/\text{kg}$, $\text{PDm}=150 \text{ g/d}$, $\text{BGompertz}=0.0194/\text{d}$) for the Var- simulations, and to generate the structure of the pig population for the Var+ simulations (Vautier *et al.*, 2013).

The average performance per simulation were calculated for the Var- simulations whereas for the results obtained from the Var+ simulations a variance analysis was performed using a linear mixed model with fixed effects of feed sequence plan, feed rationing plan, and their interaction, and random effects of the animal profile within the batch. According to this model, the experimental unit was the batch ($n=5$). For this analysis, we used the *lme4* package (V1.1, Douglas *et al.*, 2015) and the *lmer* function of R software (R Development Core Team, 2016).

Average performances per batch were calculated (number of shipments per batch, percentage of pigs within the range of optimal SW, average premium per pig and number of pigs moved to the buffer room) and analysis of variance was performed on the results. We used a general linear model to assess effects of the feed sequence plan, feed rationing plan and their interaction. For this analysis, we used the *stats* package (V3.3.0) and the *glm* function of R software.

4. Results

Table I.1 presents the predicted performance obtained for the four simulations, with and without considering variability among pigs.

a. Effect of the incorporation of variability among pigs

Average SW does not differ between strategies in Var- simulations, whereas it varies from 116.7 to 118.4 kg in Var+ simulations. FI, average daily gain (ADG), feed conversion ratio (FCR), N and P excreted, economic results, and premium are higher in Var- than in Var+ simulations, and lean content is lower. The number of shipments is 1.9 less per batch in Var- than in Var+, with in average 100 vs. 98.4 % of pigs in optimal SW, respectively. Moreover, no pigs were sent to the buffer room in Var- whereas they were in average 20.3 sent to buffer room in Var+. Environmental impacts are in average 0.9% higher in Var- than in Var+ for the 2P scenarios, whereas the opposite is found in the 10P scenarios. In the next subsections, we will focus on the results of the Var+ simulations. Regarding the Var+ simulations, effects of feed rationing and feed sequence plans (FSP and FRP) are significant for all variables, except for the premium with FSP.

Table I.1 - Least-square means of the technical, economic and environmental outputs of the model for the four simulations with or without variability among pigs. The significance of the effect of feed sequence plan (FSP), feed rationing plan (FRP) and their interaction concerns only the individual-based model simulations. Environmental outputs include impacts of farrowing, post-weaning, and fattening units.

n=5 batches	Var- simulations ¹				Var+ simulations				RSD ²	P-value		
	2P-Ad	2P-Res	10P-Ad	10P-Res	2P-Ad	2P-Res	10P-Ad	10P-Res		FSP	FRP	FSP× FRP ³
Technical performances⁴												
Slaughter weight (kg)	118.3	118.7	118.6	118.9	118.4 ^c	117.6 ^b	117.5 ^b	116.7 ^a	2.40	<0.001	<0.001	NS
Feed intake (kg/pig)	239.5	236.7	240.7	237.0	236.6 ^c	230.6 ^a	237.4 ^d	231.4 ^b	10.3	0.001	<0.001	NS
Average daily gain (g/d)	907	878	909	880	901 ^d	881 ^b	887 ^c	868 ^a	33	<0.001	<0.001	NS
FCR (kg/kg)	2.71	2.67	2.72	2.67	2.68 ^c	2.64 ^a	2.71 ^d	2.68 ^b	0.07	<0.001	<0.001	0.03
Lean content (%)	59.6	60.8	59.3	60.6	60.2 ^b	61.1 ^d	59.7 ^a	60.6 ^c	1.27	<0.001	<0.001	NS
N excreted (kg/pig)	3.41	3.30	3.02	2.90	3.33 ^d	3.19 ^c	2.99 ^b	2.87 ^a	0.21	<0.001	<0.001	0.01
P excreted (kg/pig)	0.61	0.60	0.58	0.57	0.60 ^c	0.58 ^b	0.58 ^b	0.56 ^a	0.04	<0.001	<0.001	NS
Pig shipping to the slaughterhouse, per batch												
Number of shipments	2.0	1.0	2.0	1.0	4.0 ^c	3.0 ^b	4.0 ^c	2.4 ^a	0.24	0.007	<0.001	0.007
Number of pigs in buffer room	0.0	0.0	0.0	0.0	21.3 ^b	14.8 ^a	25.8 ^c	19.4 ^b	3.70	0.007	<0.001	NS
% in optimal slaughter weight	100	100	100	100	97.0 ^a	98.9 ^b	98.5 ^b	99.0 ^b	0.63	0.006	<0.001	0.02
Premium (€/kg carcass)	0.14	0.17	0.13	0.17	0.11 ^a	0.15 ^b	0.11 ^a	0.15 ^b	0.006	NS	<0.001	NS
Economic results												
Feed cost (€/pig)	58.3	57.6	55.0	54.2	57.6 ^d	56.3 ^c	54.5 ^b	53.1 ^a	2.34	<0.001	<0.001	NS
Revenue (€/pig)	132.9	136.6	133.0	136.7	131.1 ^b	133.4 ^d	129.8 ^a	132.2 ^c	3.16	<0.001	<0.001	NS
Gross margin (€/pig)	12.6	16.8	15.9	20.5	11.3 ^a	15.2 ^c	13.4 ^b	16.9 ^d	4.22	<0.001	<0.001	0.04
Environmental results, per kg live pig produced												
Climate change (kg CO ₂ -eq.)	2.55	2.52	2.46	2.43	2.53 ^d	2.51 ^c	2.47 ^b	2.45 ^a	0.045	<0.001	<0.001	0.001
Acidification (g SO ₂ -eq.)	46.1	45.2	43.6	42.5	45.6 ^d	44.7 ^c	43.7 ^b	43.0 ^a	1.38	<0.001	<0.001	0.003
Eutrophication (g PO ₄ -eq.)	16.6	16.3	15.8	15.5	16.4 ^d	16.1 ^c	15.8 ^b	15.6 ^a	0.44	<0.001	<0.001	0.003
Cumulative energy demand (MJ)	15.2	15.0	14.6	14.4	15.1 ^d	14.9 ^c	14.6 ^b	14.5 ^a	0.27	<0.001	<0.001	0.002
Land occupation (m ² y)	3.60	3.55	3.52	3.48	3.57 ^c	3.53 ^b	3.53 ^b	3.50 ^a	0.068	<0.001	<0.001	0.006

¹ Simulations with (Var+) or without (Var-) variability among pigs; 2P-Ad (two-phase + *ad libitum*); 2P-Res (two-phase + restriction); 10P-Ad (ten-phase + *ad libitum*); 10P-Res (ten-phase + restriction)

² RSD, residual standard deviation

³ NS, non-significant

⁴ N, nitrogen; P, phosphorus; FCR, feed conversion ratio

^{a-d} Means followed by same letter do not differ ($P > 0.05$) according to Fischer's test

b. Simulation of technical performances

SW is heavier in Ad than in Res pigs and is also heavier with the 2P than with the 10P feeding strategy. ADG and excreted N and P experience similar effects. Conversely, lean content is lower in Ad than in Res pigs and is also lower with the 10P than with the 2P feeding strategy. FI and FCR are higher in Ad than in Res pigs and are also higher with the 10P than with the 2P feeding strategy.

Mean live weight decreases each time pigs are shipped (Figure I.4). The standard deviation of pig weight, initialised at the beginning of fattening, increased during the simulation. An early shipment of the heaviest pigs appears at 140 days of age in Ad simulations but not in Res simulations (Figure I.4). This suggests that performance differ more with the Ad than with the Res feeding strategy.

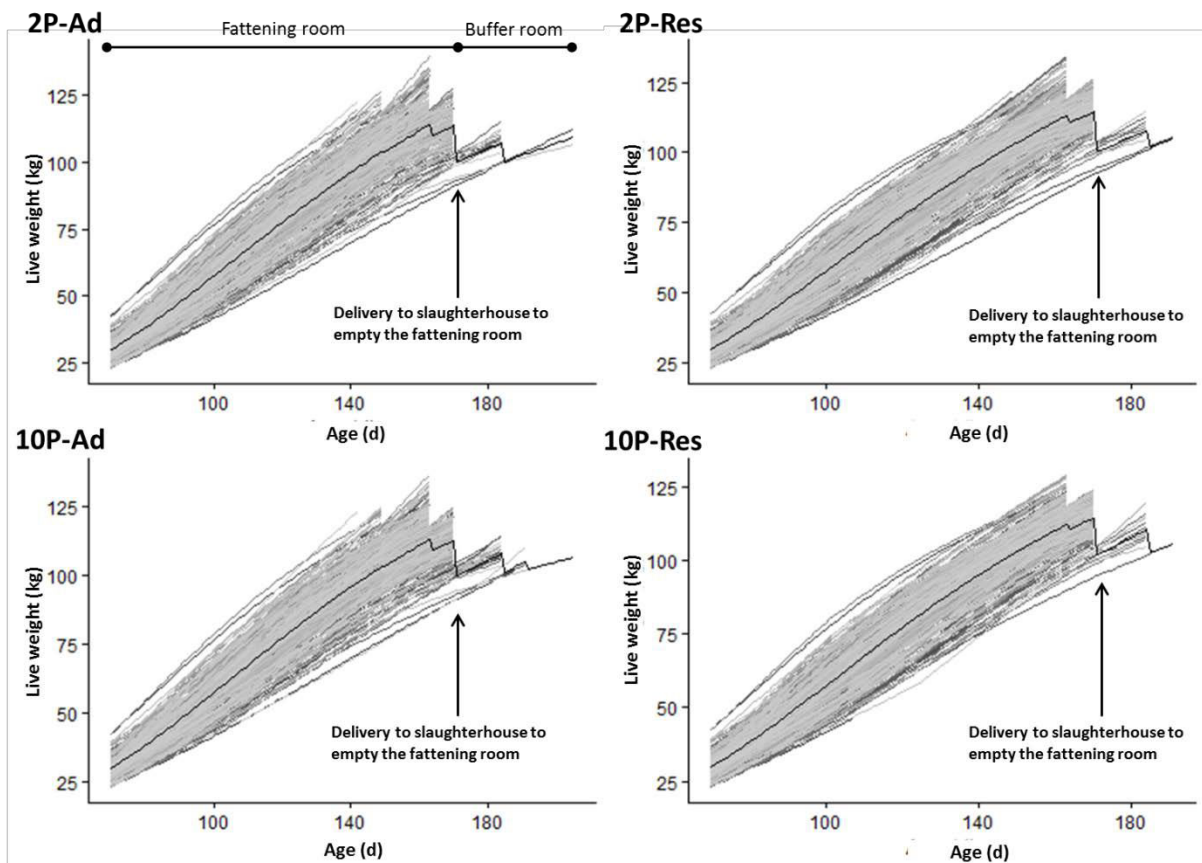


Figure I.4 - Predicted growth curves of pigs from the same batch from four simulations with representation of the variability among pigs: 2P-Ad (two-phase + *ad libitum*), 2P-Res (two-phase + restriction), 10P-Ad (ten-phase + *ad libitum*) and 10P-Res (ten-phase + restriction). Each black curve represents the average weight of pigs in the batch.

c. Simulation of shipping to the slaughterhouse

The mean number of shipments per batch is higher for Ad than for Res pigs and is also higher with the 2P than with the 10P feeding strategy. Conversely, the percentage of pigs within the range of optimal SW is lower for Ad than for Res pigs and is also lower with the 2P than with the 10P feeding strategy. The mean number of pigs moved to the buffer room is higher for Ad than for Res pigs and is lower with the 2P than with the 10P feeding strategy. The average premium per pig is lower for Ad than for Res pigs, but the feed sequence plan has no significant effect on it.

d. Simulation of economic and environmental indicators

Feed cost per pig is higher for Ad than for Res pigs and also higher with the 2P than with the 10P feeding strategy. Conversely, average revenue per pig is lower for Ad than for Res pigs. Consequently, the gross margin is higher for Res pigs and is also higher with the 10P feeding strategy.

CC impact per pig is higher for Ad than for Res pigs and is also higher with the 2P than with the 10P feeding strategy. Similar effects are observed on AP, EU, CED and LO impacts.

5. Discussion

The model developed in this study is able to simulate dynamics of a pig fattening unit by considering variability in performances among pigs and interactions with farmers' practices and farm infrastructure. Such a model can be used for analyses of scenarios as illustrated in the simulation study provided. Performing the statistical analysis of the results from the scenarios needs to address the issue of the numbers of replicates (i.e. batches) and pigs per batch in a way slightly different from classical animal experiments. Since the choice of the number of replicates may change the P-values we tested the effect of increasing it from five to 10 with no effect on mean farm results. The simulations required about 7 min computation time per scenario with 5 replicates. This seems reasonable, although already long, in the perspective of routine use as decision support tool for on-farm advice.

Accounting for variability in performances among pigs provides a way to accurately represent effects of farmers' practices. Most published models simulate only one shipment to the slaughterhouse. With a 21-day interval between two successive batches, in practice, farmers usually organise three to five shipments per batch (Aubry *et al.*, 2016). Using average animal profiles does not allow simulating the occurrence of all shipments and induces an overestimation of the economic results (e.g. by 11 to 21 % for gross margin). This is mainly related to the fact that without variability in animal characteristics all pigs from the same

Chap. I - Construction du modèle

gender have the same nutrient requirement and achieve the same growth and carcass performance. This results in maximum two shipments per batch, one for the gilts and one for the barrows. Due to the lack of variability the premium per pig is also higher resulting in improved economic performance. For these reasons, we will focus in the following discussion on the results from the Var+ simulations.

The model showed appropriate behaviour when compared to expert knowledge. Results of the 2P-Res simulation, which represents the most common feeding strategy in France, are in the range of the results of French pig farms (IFIP, 2016) for characteristics such as FCR (2.64 vs. 2.69 ± 0.17 kg feed/kg live weight from 30-115 kg), lean content (61.1 vs. 61.0 ± 0.8 %), and average SW (117.6 vs. 119.6 ± 2.9 kg). The relative differences between two-phase and multiphase feeding strategies obtained with the model and in previous studies also suggest that the model adequately simulates the effects of the feeding strategies investigated here. Indeed, the calculated amount of N excreted per pig is 10% lower in multiphase vs. two-phase feeding strategy with the model, what is in line with previous experimental results: the difference between one-phase and multiphase strategies in Bourdon *et al.* (1995) was 10% and the decrease of nitrogen excreted between a 3-phase program and a daily multiphase program was 12.5% in Andretta *et al.* (2014). The model (with variability among pigs) also predicted a very slight increase (+1%) of FCR when shifting from two-phase to multiphase strategy what is in accordance with the experimental results of Pomar *et al.* (2014) who did not find a significant increase in FCR between 3-Phase and daily multiphase feeding. This is also in accordance with Brossard *et al.* (2009) who already found with a simulation approach that using multiphase vs. two-phase strategy may increase FCR, when the SID-Lysine content at the beginning of each phase is set at a value lower or equal to 110% of the mean population requirement. Although the model proposed here needs to be further extensively validated against experimental results, this first study suggests that it simulates adequately the effects of these feeding strategies.

Effects of feeding practices on pig performance are often studied in pig production models, but the resulting output at slaughter and the economic indicators are less documented. In our model, feed restriction results in a higher gross margin, due to lower feed cost and higher selling price, than *ad libitum* feeding. Morel *et al.* (2012) studied effects of animal genotype and feed rationing plan on the gross margin of a fattening unit, finding that feed restriction increases the gross margin more than an *ad libitum* feeding, regardless of the genotype.

In our study, use of a ten-phase feed sequence plan results in a lower variability in pig SW, like in Niemi *et al.* (2010), and in a higher gross margin than use of a two-phase feed sequence plan. Morel *et al.* (2012) suggested that pig genotype, especially maximum daily protein deposition potential, has a major influence on technical and economic performances

of the unit. Our model includes effects of pig genotype in pig profiles and incorporates the feed cost to estimate effects of a management strategy on technical and economic performances.

As in Garcia-Launay *et al.* (2014), our results indicate that increasing the number of phases in the feed sequence plan reduces environmental impacts. More phases increase the supply of nutrients to pigs and decrease N and P excretions. According to Monteiro *et al.* (2016a) and our simulations, increasing the number of phases tended to increase mean FCR and decrease ADG. As they suggested, this could be related to supplying insufficient amounts of amino acids to the highest performing pigs during transition periods.

6. Conclusion

To our knowledge, our model is the first individual-based model of a fattening pig unit which also calculates economic and environmental performances. This model is promising for exploration of effects of farmers' practices, pigs' characteristics and farm infrastructure on technical, economic and environmental performances of the unit, and simulation of different management practices to improve performances or reduce costs. In the near future, the model will be used to simulate a virtual experiment to investigate effects of both management and feeding practices, and their interactions with the potential performance of the pig population, on technical, economic and environmental performances of the pig fattening unit. This model is intended for application in France in conventional farms, but it should be usable in other countries with appropriate calibration. Because it is also intended for on-farm advice, the model will be further tested with external data before being included in decision support tool.

Acknowledgements

The authors thank Alain Valancogne for advice during integration of the InraPorc model in MOGADOR. This study was supported by CIFRE Ph.D. funding (agreement in industry for training by research) of the ANRT (National Agency for Research and Technology) with co-funding from the call for projects "Targeted research and innovation" of the French Ministry of Agriculture, Agrifood, and Forestry.

On-line publication of model coding

The code to perform the simulations described in this paper is accessible on the ZENODO data warehouse (<https://zenodo.org/record/890623#.WcuRoWekFcg>). Launching the file "Animal_MOGADOR.R" using R software will reproduce the paper results.

7. Supplementary materials

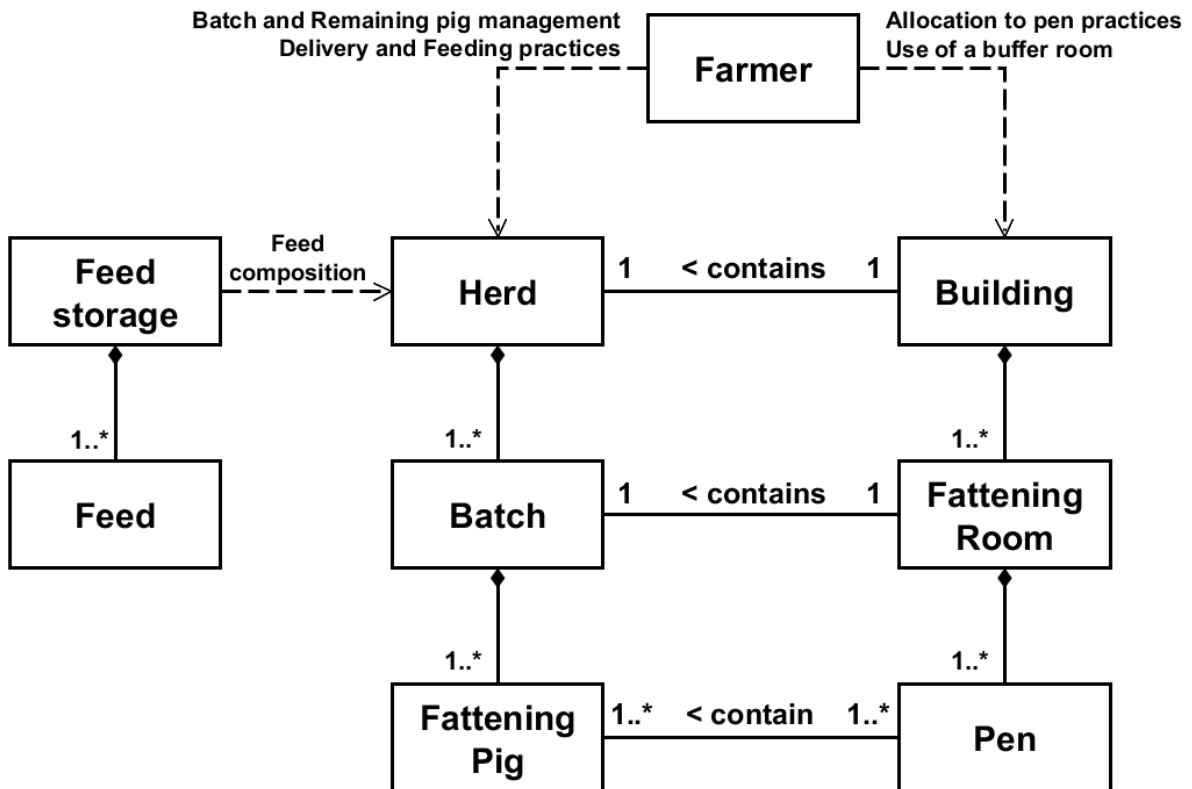


Figure I.A.1 - Class diagram of the model representing the interaction between animals, farm infrastructure and farm management. Dotted arrows represent information flow; Diamond arrows represent a composition relationship (i.e. the herd is composed of one or several batches); Lines represent binary association (i.e. One fattening room contains one batch).

Table I.A.1 - Example of input parameters used to perform a simulation with the fattening unit model.

Name of the input	Value	Unit ¹	Comments
Batch management	21	Day	Interval between the arrival of two batches on the farm
Number of pigs per place	1	Pigs/place	Number of pigs per place in a room
Shipment decision	50	Pigs	Minimum number of pigs detected ready to be sent to the slaughterhouse to schedule a shipment
Minimum weight range	105	Kg	The lower boundary of the part with the higher premiums in the slaughter weight range for carcass payment
Maximum weight range	134.6	Kg	The upper boundary of the part with the higher premiums in the slaughter weight range for carcass payment
Minimum optimal weight range	111..5	Kg	The lower boundary of the part with the maximum premiums in the slaughter weight range for carcass payment
Maximum optimal weight range	127	Kg	The upper boundary of the part with the maximum premiums in the slaughter weight range for carcass payment
Average daily gain estimated	0.8	Kg	Average daily gain estimated by the farmer to detect pigs that will be in the slaughter weight range the day of the shipment
Delay between counting and shipment	10	Days	Number of days between the counting of pigs and the shipment associated
Delay between pig selection and shipment	3	Days	Number of days between the selection of pigs and their shipment
Delay between two countings	7	Days	Numbers of days between two countings for scheduling shipments
Tolerance at shipment	0.02	Dmnl.	Rate of the number of pigs counted
Day of counting	Lundi	Dmnl.	Name of the weekday at which the countings are performed
Pig allocation to pens	1 1 1 1 1	Dmnl.	Practices to allocate pigs in pen (0: randomly; 1: by

Number of fattening rooms	5	Rooms	weight; 2: by gender; 12: by gender and weight). One practice per room.
Number of pens per room	20 20 20 20 20	pens	Number of fattening rooms in the farm
Area allocated per pig	0.65 0.65 0.65 0.65 0.65	m ²	Number of pens in each fattening room
Number of places per pen	20 20 20 20 20	Places	Area allocated to each place of a pen
Buffer room	1	Dmnl.	Number of places in the pens of each room
Area allocated per pig in the buffer room	0.65	m ²	Use of a buffer room (0: no; 1: yes)
Capacity of the buffer room	0.05	Dmnl.	Area allocated to each place of the buffer room
Maximum time kept in the buffer room	21	Days	Rate of the total number of places in the farm to calculate the number of places in the buffer room
Feed file	Aliment.rec	Dmnl.	Maximum number of days that a pig is kept in the buffer room
Feed sequence plan file	SepAliP.rec	Dmnl.	Name of the file containing the information of the feed compositions. It is created using InraPorc [®] .
Feed rationing plan file	RationP2.rec	Dmnl.	Name of the file containing the information of the feed sequence plans. It is created using InraPorc [®] .
Profiles file	ProfilP2.rec	Dmnl.	Name of the file containing the feed rationing plans. It is created using InraPorc [®] .
Choice of a feed rationing plan	Ad libitum	Dmnl.	Name of the file containing the profile used in the simulation with the use of one profile for all pigs
Choice of a feed sequence plan	Bi-phase AB	Dmnl.	Name of the feed rationing plan that will be used in the simulation in the fattening rooms
Level at which the plans are applied	1	Dmnl.	Name of the feed sequence plan that will be used in the simulation in the fattening rooms
Feed rationing plan in the buffer room	Ad libitum	Dmnl.	Level at which the pig performance are used for application of the feed sequence and rationing plans (0: room; 1: pen; 1: individual)
Feed sequence plan in the buffer room	Bi-phase AB	Dmnl.	Name of the feed rationing plan that will be used in the simulation in the buffer room

Average profile	Croissance std precoce	Dmnl.	Name of the profile used when the simulations is made with the same profile for all pigs
Female profile	Gilt_moy	Dmnl.	Name of the average animal profile used for gilts
Male Profile	Barrows_moy	Dmnl.	Name of the average animal profile used for barrows
Density effect	1	Dmnl.	Impact of the density of pigs in pen on feed intake (0: no; 1: yes)
Desinfection period	3	Days	Numbers of days for cleaning and disinfection between the emptying of the room with the last shipment of the batch and the arrival of a new batch in the room
Variability	1	Dmnl.	Representation of the variability in the model (0: one profile for all pigs; 1: all pigs have different profiles; 2: use of one average animal profile for gilts and one average animal profile for barrows)
Male profiles file	ProfilP2-males.rec	Dmnl.	Name of the file containing male profiles used in the simulation
Female profiles file	ProfilP2-femelles.rec	Dmnl.	Name of the file containing female profiles used in the simulation
Quantity coefficient	1	Dmnl.	Rate applied to the feed intake calculated using the adapted InraPorc model to change the intake of pigs
Nitrogen coefficient	1	Dmnl.	Rate applied to the nitrogen intake calculated using the adapted InraPorc model to change the intake of pigs
Amino acid coefficient	1	Dmnl.	Rate applied to the amino acid intake calculated using the adapted InraPorc model to change the intake of pigs
Phosphorus coefficient	1	Dmnl.	Rate applied to the phosphorus intake calculated using the adapted InraPorc model to change the intake of pigs
Mortality	0.03	Dmnl.	Mortality rate corresponding the the mean mortality in a batch over the whole fattening period

[†] Dmnl., dimensionless

Table I.A.2 - Parameters used in the life cycle assessment in the model.

Parameter	Value	Unit
Fattening unit		
Climate change impact of feed A	0.6958	kg CO ₂ -eq./kg of feed
Climate change impact of feed B	0.4871	kg CO ₂ -eq./kg of feed
Acidification potential of feed A	7.19	g SO ₂ -eq./ kg of feed
Acidification potential of feed B	6.62	g SO ₂ -eq./ kg of feed
Eutrophication potential of feed A	3.827	g PO ₄ -eq./ kg of feed
Eutrophication potential of feed B	3.345	g PO ₄ -eq./ kg of feed
Cumulative energy demand for feed A	6.8472	MJ/kg of feed
Cumulative energy demand for feed B	5.049	MJ/kg of feed
Land occupation for feed A	1.3442	m ² /kg of feed
Land occupation for feed B	1.1679	m ² /kg of feed
Farrowing unit		
Climate change impact for lactation feed	0.59	kg CO ₂ -eq./kg of feed
Climate change impact for gestation feed	0.39	kg CO ₂ -eq./kg of feed
Acidification potential of lactation feed	6.57	g SO ₂ -eq./ kg of feed
Acidification potential of gestation feed	4.73	g SO ₂ -eq./ kg of feed
Eutrophication potential of lactation feed	3.64	g PO ₄ -eq./ kg of feed
Eutrophication potential of gestation feed	3.22	g PO ₄ -eq./ kg of feed
Cumulative energy demand for lactation feed	5.35	MJ/kg of feed
Cumulative energy demand for gestation feed	3.49	MJ/kg of feed
Land occupation for lactation feed	1.31	m ² /kg of feed
Land occupation for gestation feed	1.34	m ² /kg of feed
Number of piglets weaned per sow per year	28.9	Piglets/sow/y
Post-weaning unit		
Climate change impact for phase 1 feed	1.03	kg CO ₂ -eq./kg of feed
Climate change impact for phase 2 feed	0.77	kg CO ₂ -eq./kg of feed
Acidification potential of phase 1 feed	7.5	g SO ₂ -eq./ kg of feed
Acidification potential of phase 2 feed	7.1	g SO ₂ -eq./ kg of feed
Eutrophication potential of phase 1 feed	4.1	g PO ₄ -eq./ kg of feed
Eutrophication potential of phase 2 feed	4.2	g PO ₄ -eq./ kg of feed
Cumulative energy demand for phase 1 feed	6.97	MJ/kg of feed
Cumulative energy demand for phase 2 feed	6.75	MJ/kg of feed
Land occupation for phase 1 feed	1.42	m ² /kg of feed
Land occupation for phase 2 feed	1.44	m ² /kg of feed
Mortality rate in post-weaning unit	2.4	%

Table I.A.3 - Economic data used in the model.

Data	Value	Unit
Fattening unit		
Cost of feed A	265.70	€/feed ton
Cost of feed B	194.60	€/feed ton
Farrowing unit		
Cost of gestation feed	206.35	€/feed ton
Cost of lactation feed	247.53	€/feed ton
Post-weaning unit		
Cost of phase 1 feed	434.06	€/feed ton
Cost of phase 2 feed	290.33	€/feed ton

Table I.A.4 - Diet composition of feeds A and B used in the two-phase and ten-phase feeding strategies in the simulations.

	Feed	
	A	B
Ingredient (g/kg of feed)		
Wheat	-	155.5
Maize	471.3	500.0
Barley	298.7	162.5
Wheat bran	-	100.0
Rapeseed meal	30.5	55.5
Soybean meal	164.7	-
L-Lysine HCL	5.3	2.7
L-Threonine	2.2	0.4
L-Tryptophane	0.7	0.2
L-Valine	0.4	-
DL-Methionine	1.4	-
Phytase	0.2	0.1
Monocalcium phosphate	4.2	-
Salt	3.6	3.6
Calcium carbonate	11.8	14.5
Vitamins and mineral supplements	5.0	5.0
Nutritional level (per kg of feed) [†]		
Net energy (MJ)	9.8	9.8
SID Lys (g)	10.5	5.1
Crude protein (g)	161.8	110.0

[†] SID Lys: standard ileal digestible lysine

Chapitre II – Analyse de sensibilité du modèle de l’atelier d’engraissement porcin

Chap. II – Analyse de sensibilité

L'analyse de sensibilité du modèle a fait l'objet d'une publication soumise dans le journal Agricultural Systems.

Les modèles de systèmes d'élevage sont utilisés pour étudier et comprendre les mécanismes de réponse de ces systèmes face à des changements dans leur environnement et/ou dans leur gestion. La plupart de ces modèles se focalisent sur un ou quelques enjeux (e.g. transmission de maladies, performances de reproduction, émissions de polluants). Des modèles de systèmes d'élevage ont été développés récemment et abordent plusieurs enjeux, et par conséquent produisent des sorties de dimensions multiples (techniques, économiques, environnementales) liées à l'évaluation multicritère de la durabilité des élevages. L'analyse de sensibilité est une méthode couramment utilisée sur des modèles représentant des systèmes complexes afin d'identifier les paramètres influençant le plus chaque sortie. Cependant, réaliser une analyse de sensibilité de ces nouveaux modèles à sorties multicritères représente un enjeu de par l'évaluation de l'influence globale des paramètres sur l'ensemble des sorties du modèle.

Nous avons développé un modèle de l'atelier d'engraissement porcin qui est stochastique, mécaniste, à événement-discret, et dynamique avec un pas de temps journalier. Les animaux sont représentés à l'aide d'un modèle individu-centré. L'objectif de ce travail était de réaliser une analyse de sensibilité globale du modèle adaptée à ses spécificités, et d'utiliser ces résultats pour renforcer la compréhension de son fonctionnement.

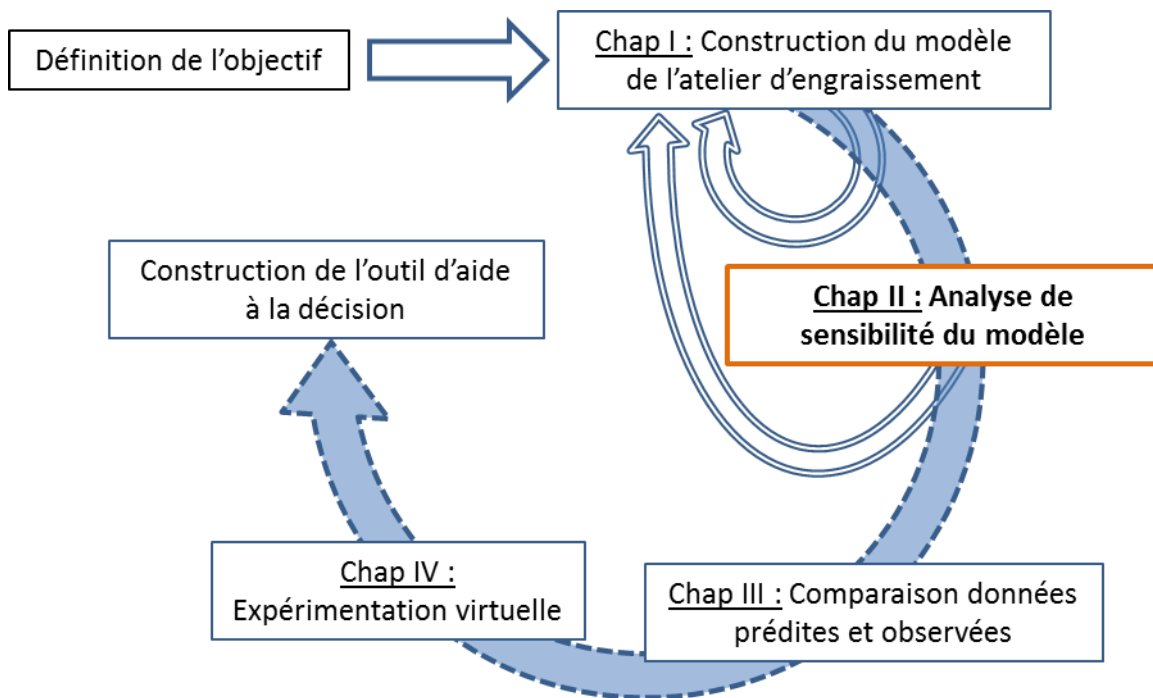


Figure II.1 - Démarche de travail effectuée durant la thèse. Le chapitre II correspond à la deuxième étape de cette démarche.

Chap. II – Analyse de sensibilité

Enjeu méthodologique 2 : Comment réaliser l'analyse de sensibilité d'un modèle à sorties multiples et à long temps de calcul ?

En raison du temps de simulation du modèle relativement élevé, de l'ordre de quelques minutes, nous avons d'abord mis en œuvre la méthode de Morris pour réaliser un premier criblage afin d'identifier et exclure de l'analyse les paramètres très peu ou pas influents. Nous avons ensuite réalisé une analyse de sensibilité basée sur la variance pour les paramètres influents en utilisant des métamodèles.

Question spécifique 2 : Quels sont les déterminants majeurs affectant les performances techniques, économiques et environnementales de l'atelier d'engraissement porcin ?

Les paramètres les plus influents relèvent des caractéristiques des porcs, et la durée du vide sanitaire. Cette étude propose une séquence d'analyse de sensibilité générique, et adaptée à des modèles ayant un temps de simulation long et disposant de sorties multicritères.

Ce chapitre retrace la deuxième étape du travail de thèse, à savoir l'analyse de sensibilité du modèle de l'atelier d'engraissement (Figure II.1). Outre les résultats propres de l'analyse de sensibilité, cette analyse nous a permis de détecter les dernières erreurs informatiques du code du modèle et de les résoudre. Cette étape a aussi mis en lumière des besoins de nouvelles entrées du modèle (coefficient agissant sur les quantités ingérées calculées à l'aide du modèle InraPorc).

Global sensitivity analysis of a pig fattening unit model simulating technico-economic performance and environmental impacts

A. Cadero ^{1,2}, A. Aubry ¹, F. Brun ³, J. Y. Dourmad ², Y. Salaun ¹ and F. Garcia-Launay ^{2*}

¹ IFIP – Institut du porc, 35651 Le Rheu, France

² PEGASE, Agrocampus Ouest, INRA, 35590 Saint-Gilles, France

³ ACTA – Les Instituts Techniques Agricoles, 31326, Castanet-Tolosan, France

Abstract

Livestock farming system (LFS) models are used to produce key technical or economic outputs. Current models simulate multicriteria performance of LFS, i.e. technical, economic and environmental outputs. Therefore, conducting sensitivity analysis (SA) of these models is increasingly challenging. We developed a pig fattening unit model which is a stochastic, discrete-event mechanistic model with a one-day time step. An individual-based model is used to represent the pigs. Our objective was to perform a global SA of this model while accounting for effects of parameters on all outputs. Due to the model's long simulation time, we first performed screening SA using the Morris method to identify and exclude non-influential parameters, and then performed variance-based SA of the influential parameters using metamodels. The most influential parameters were mainly pig characteristics and the disinfection period. This study provides a generic SA sequence adapted for models with a long simulation time and multiple outputs.

Keywords: individual-based model; global sensitivity analysis; scaled elementary effect; livestock farming system; multiple outputs; life cycle assessment

1. Introduction

Livestock farming system (LFS) models are useful to study and understand the mechanisms by which these systems respond to changes in their environment and/or management (Pla, 2007, Gouttenoire *et al.*, 2011, Ozkan *et al.*, 2016). These models usually focus on one or a few issues (e.g. disease spread (Lurette *et al.*, 2008), reproductive performance (Martel *et al.*, 2009), emissions to the environment (Rigolot *et al.*, 2010a). More recent studies developing LFS models have addressed many more issues; consequently, these models have provided multiple outputs related to the multicriteria evaluation of sustainability (Chardon *et al.*, 2012, Ozkan *et al.*, 2016). This shift to multiple outputs raises several issues during model calibration, identification of key parameters, and evaluation of the accuracy of predictions. These steps of the modelling process are essential to ensure that model behaviour is consistent with expert knowledge, that the model is free of coding errors, and

that its use is consistent with its range of validity. Among these steps, sensitivity analyses (SA) are commonly used for these complex models to identify the parameters that influence model outputs the most (Iooss and Lemaître, 2015). Two types of SA are used in the literature: local and global. Currently, local and screening SA are the most common methods used to study the behaviour of LFS models (Rigolot *et al.*, 2010a, Reckmann *et al.*, 2013, Groen *et al.*, 2016, Kebreab *et al.*, 2016, Pearson *et al.*, 2016). Local SA consists of varying one parameter at a time in a given range (often $\pm 10\%$ around its mean). This approach, which is fast and simple, does not require many simulations. However, it does not assess the true sensitivity of model outputs to parameters nor consider potential interactions among parameters. In contrast, global SA consists of changing all tested parameters over their entire intervals of variation, which provides an appropriate evaluation of model sensitivity and interactions among parameters. However, it requires more simulations and raises issues about the amount of time the latter will require. Several studies have applied global SA and suggested that both screening and variance-based SA steps must be performed (Saltelli and Annoni, 2010, Schouten *et al.*, 2014), to select with the screening SA the most contributing parameters which contribution is then quantified with the variance-based SA. To our knowledge, however, they have not combined the existing analyses into a general strategy for global SA of models with multiple outputs and a relatively long simulation time (> 1 min). This generates the following issues: how to minimise the amount of time required for SA simulations, and how to perform screening and variance-based SA for models with multiple outputs.

In a previous study (Cadero *et al.*, 2017a), we developed a simulation model of a pig fattening unit which predicts multiple performance indicators in three dimensions: technical, economic and environmental (the last one via Life Cycle Assessment (LCA)). The model accounts for interactions among farm management, pig biological characteristics and farm infrastructure. The model uses an individual-based approach to simulate 14 000 fattening pigs; thus, each simulation of a two-year production period takes approximately five minutes. Simulation time is an important issue to consider when performing global SA, which require hundreds, if not thousands, of simulations. For models with a long simulation time, studies usually recommend using local or screening SA, and excluding non-influential parameters for variance-based SA (Ginot *et al.*, 2006, Imron *et al.*, 2012), or building metamodels first and then performing variance-based SA (dos Santos and dos Santos, 2009, Marrel *et al.*, 2011, Iooss and Lemaître, 2015).

The present study aimed to i) perform an adequate global SA of our model and use the SA results to help transform the model into a decision support tool and ii) develop a chain of analyses for SA of LFS models with multiple outputs and a long simulation time.

2. Material and methods

a. Description of the fattening unit model

The fattening unit model is a discrete-event mechanistic model which has stochastic biological traits (pig intake, growth potential and risk of mortality) and a one-day time step (Cadero *et al.*, 2017a). The pig fattening system consists of three entities: the pig herd, farm management and farm infrastructure. The pig herd is divided into successive batches of pigs of the same age which are reared in the same room from the beginning of the fattening period until shipping to the slaughterhouse. Pigs are represented using an individual-based model adapted from the InraPorc model (van Milgen *et al.*, 2008). The InraPorc model simulates feed intake, body protein and body lipid depositions, and the resulting growth and nutrient excretion of each pig. Each pig is attributed a profile which includes an initial weight and parameters describing its feed intake and growth potential, set to generate the appropriate variability within a pig herd in terms of mean growth and feed intake performance according to Vautier *et al.* (2013). The management of the farm is represented through practices and a calendar of events containing tasks to perform. Each day, information from the herd and the calendar of events are sent to the farmer. The calendar is updated by adding or removing events according to this information, and the events corresponding to the current day are processed. The practices include batch management, allocation of pigs to pens, feeding practices and slaughter shipping practices. Farm infrastructure is represented by a number of fattening rooms, each with a number of pens of a given size, which are provided as input parameters to the model. A buffer room can be used at the end of the fattening period to extend the fattening period of the lightest pigs which have not reached the minimum slaughter weight without economic penalties. Once the last pigs in a batch are moved to the slaughterhouse or in the buffer room, a fattening room is considered empty after a disinfection period. The model calculates technical, economic and environmental results for each fattening pig and globally for the unit. Environmental impacts of each slaughtered pig are estimated using LCA, taking into account impacts from the extraction of raw materials to the farm gate. Environmental impacts of producing piglets in farrowing and post-weaning units are calculated according to average references of animal performance (IFIP, 2015) and feed composition. Environmental impacts of feed ingredients came from the ECOALIM dataset (Wilfart *et al.*, 2016), while those of feed transport and processing came from Garcia-Launay *et al.* (2014). Background data (i.e. impacts of road transport, electricity, light fuel oil and natural gas used in the pig unit) came from the ecoinvent database V3.1. A system expansion approach was used to estimate impacts of manure use (Garcia-Launay *et al.*, 2014). Processes for manure transport and spreading came from AGRIBALYSE V3.1

(Koch and Salou, 2015). We considered potential impacts of the fattening pig unit on climate change (CC, 100-year horizon, kg CO₂-eq), eutrophication potential (EU, g PO₄⁻-eq), acidification potential (AC, g SO₂-eq), cumulative energy demand (CED, MJ) and land occupation (LO, m²year). More detailed description of the model and the LCA performed by the model can be found in Cadero *et al.* (2017a).

b. A three-step sensitivity analysis sequence

We developed and applied a global SA sequence to estimate the sensitivity of model outputs to input parameters. To address the long simulation time and large numbers of parameters and outputs, we combined a screening SA method, i.e. the Morris (1991) method; construction of metamodels with the most influential parameters; and a variance-based SA method, i.e. the Sobol method (Sobol, 1993, Saltelli, 2002). Focusing on the most influential parameters with the screening SA and using metamodels decreases the simulation time of the variance-based SA. Another challenge was to assess the influence of the parameters on multiple outputs of different dimensions (technical, economic and environmental). For this purpose, we calculated Morris indices according to Sin and Gearney (2009) and calculated Sobol first- (without interaction between parameters) and total-order (including all interactions between parameters) indices with a method adapted from Lamboni *et al.* (2011) and Gamboa and Janon (2014). This provided a three-step SA sequence to assess the model (Figure II.2). To begin the SA, we selected the parameters, outputs and scenarios for which the SA would be performed. A scenario consists of a combination of fixed values for qualitative inputs of the model (e.g. type of batch management, ad libitum or restricted distribution of feed) which are not tested in the SA.

The first step is to screen the parameters with the Morris method to identify those which are least influential for all outputs and scenarios. To obtain stable value of sensitivity indices with the variance-based SA, a high number of simulations has to be performed, sometimes up to 10 000 simulations per parameter (Faivre *et al.*, 2013). Therefore, to limit the number of simulations and ensure stable variance-based sensitivity indices, we selected no more than 10 of the most influential parameters from the Morris SA.

The second step is to construct metamodels using the influential parameters and then to evaluate the metamodels (Wallach *et al.*, 2014). A metamodel is a simple approximation of a complex model. It is constructed from simple mathematical functions to simulate the behaviour of the original model under specific conditions. We constructed one metamodel per output and per scenario.

The third step is to perform variance-based SA with the Sobol method using the influential parameters and metamodels. Results of this step are Sobol first- and total-order indices for all parameters analysed.

Before applying this SA sequence, we assessed effects of model stochasticity on variability in its outputs. Parameters were set at their default values, and 100 simulations were performed for each scenario. The mean coefficient of variation of the outputs was 0.4%, with a maximum of 3.4% for the gross margin (Table II.B.1 in supplementary materials). Given the small influence of stochasticity on mean output values and the increase in simulation time ($\times 100$) required for replicate stochastic simulations, we set the model's random seed to the same value for all simulations.

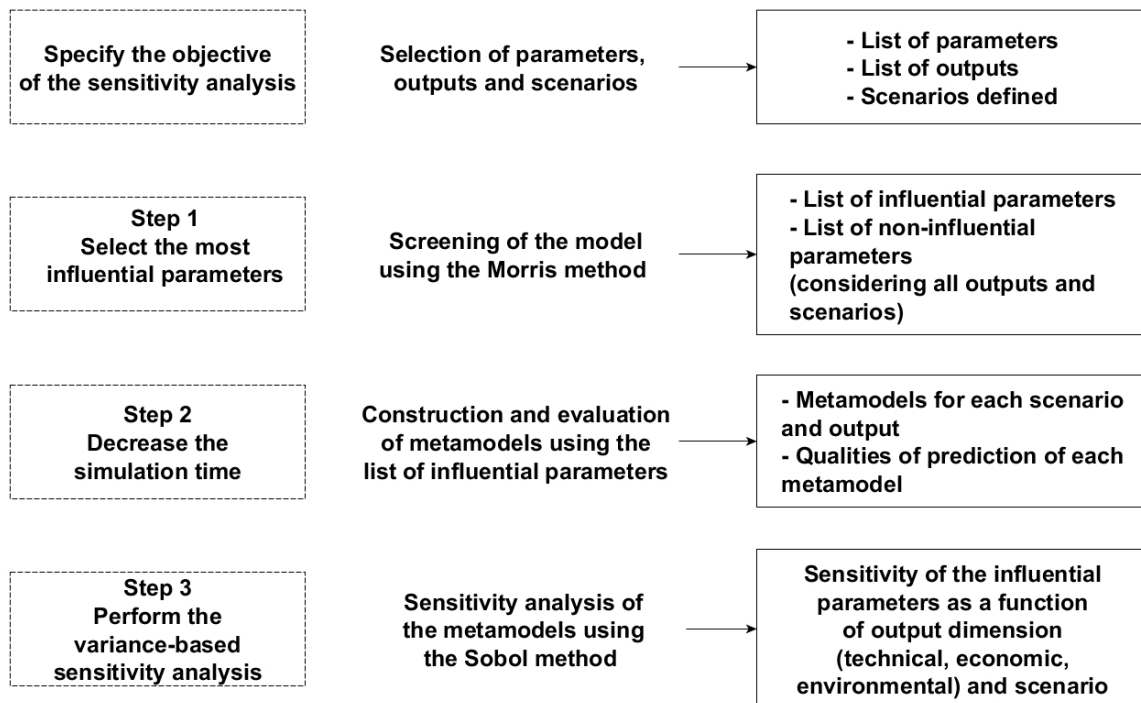


Figure II.2 - Sensitivity analysis sequence for the model. Boxes on the right describe results obtained at each step.

c. Selection of the parameters, outputs, and scenarios

The model contains 41 input factors, of which 14 are discrete variables describing management practices, and 12 are either set or calculated from other factors. The 15 remaining factors are continuous parameters and were tested in the SA (Table II.1). Lower and upper boundaries of the parameters, used to design the SA, were set according to expert knowledge of the authors on French pig herd performances (IFIP, 2015) (Table II.1). The parameters were divided into three categories: pig characteristics, farm infrastructure and farm management. The mortality rate corresponds to the mean rate of pig mortality

within a batch over the whole fattening duration. The initial weight is the mean initial weight of each batch at the arrival in fattening. The relative feed, phosphorus, nitrogen, and amino acid intakes are a rate applied to the amounts calculated using the InraPorc model for each pig, each day of simulation. The number of places per pen, pens per room, and area allocated per pig are used at the start of the simulation to build the structure of the unit which does not change during the simulation. The size of buffer room is a rate applied to the theoretical maximum number of pigs that the unit can contain (number of room X number of pens per room X number of places per pen). The number of pigs per place is a choice of the farmer to fill the rooms with more or less pigs than the theoretical number of places (number of pens per room X number of places per pen). The weight accuracy is a rate used to account for inaccurate estimation of the pig weight by the farmer each day, and applied through a normal law with the exact weight of the pig as the mean and the weight accuracy X the exact weight as the standard deviation. The shipment tolerance is a rate used to determine the flexibility of the number of pigs the farmer has to send to the slaughterhouse, and is applied to the number of pigs announced at the shipment scheduling. The disinfection period is the number of days used to clean and disinfect a room before the arrival of a new batch. The maximum time kept in the buffer room corresponds to the maximum number of days a pig can stay in the buffer room before being sent to the slaughterhouse.

The SA sequence was performed under two scenarios differing in the frequency with which batches arrive at the fattening unit – every seven days (*7BM*) or every 21 days (*21BM*) – which are the most common batch management practices on French pig farms. The number of fattening rooms was set at 17 for *7BM* and five for *21BM*, as required for these batch management practices. Pigs were allocated to pens according to their body weight upon arrival. They were fed *ad libitum* with a two-phase feed sequence plan, which was applied according to the mean weight of pigs in the same pen. The selected selling price of pigs equalled the French market price in February 2014 (1.314 €/kg carcass), to which a premium is added or a discount is subtracted per kg of carcass, calculated for each pig according to the French payment grid (Uniporc). Slaughter weights from 82-105 kg hot carcass weight have premiums (i.e. “adequate” range), which peak from 87-99 kg hot carcass weight (i.e. “optimum” range). Outside the former range, discounts are subtracted. The value of premium or discount also depends on carcass lean meat content. The piglet purchase price, used to calculate gross margin, was the estimated production cost of piglets in February 2014 (62.1 €/piglet of 30 kg body weight). Total feed cost over the fattening period was calculated considering the prices of feed ingredients from February 2014.

Table II.1 - Parameters selected at the beginning of the sensitivity analysis sequence.

Parameters ¹	Default value	Lower boundary	Upper boundary	Selected after screening	Abbreviation
Pig characteristics					
Mortality rate (dmnl.)	0.03	0.01	0.05	✓	<i>Mort</i>
Initial weight (kg)	30	25	45	✓	<i>LW_init</i>
Relative feed intake ²	1.00	0.95	1.05	✓	<i>FI</i>
Relative phosphorus intake ²	1.00	0.90	1.10		
Relative nitrogen intake ²	1.00	0.90	1.10	✓	<i>NI</i>
Relative amino acid intake ²	1.00	0.95	1.05		
Farm infrastructure					
No. places/pen	20	10	30		
No. pens/room	20	10	30		
Area/pig (m ²)	0.65	0.60	1.00	✓	<i>Area</i>
Size of buffer room (proportion of farm size)	0.05	0.00	0.15	✓	<i>Size_BR</i>
Farm management					
No. pigs/place	1.0	0.9	1.1		
Weight accuracy (dmnl.)	0.02	0.00	0.05	✓	<i>W_acc</i>
Shipment tolerance (proportion of no. of pigs)	0.02	0.00	0.15		
Disinfection period (days)	3	0	6	✓	<i>DP</i>
Max. time in buffer room (days)	21	7	63		

¹ min., minimum; max., maximum; dmnl., dimensionless

² Proportion of the intake calculated by InraPorc

We assessed effects of variation in parameters on 13 model outputs (five technical, three economic, and five environmental, Table II.2). All outputs are expressed as the mean performance of the fattening unit during the second full year of a simulation (the first year being used to stabilize model outputs).

d. Screening using the Morris method

The Morris (1991) method is a screening technique which uses a one-at-a-time (OAT) approach. Screening techniques are adapted for exploring behaviour of a model with a long simulation time by varying many of its parameters in a custom-built experimental design, which decreases the number of simulations. Let k be the number of parameters tested in the SA. The OAT design is composed of a number r of trajectories, which consist of a series of $k + 1$ points in which all parameters vary sequentially and only once. The interval of variation of each parameter is divided into a set of p values. Results of a Morris SA rank the influence of the parameters on each output but do not quantify the contribution of each parameter to variance of the outputs. The Morris method calculates elementary effects of each parameter on the output chosen. These elementary effects allow effects of all parameters on the same output to be compared. Sin and Gearney (2009) developed a method to calculate a non-dimensional measure, the scaled elementary effect (SEE), which facilitates comparison of effects of all parameters on all outputs. The SEE of parameter x_i on output y_j is calculated as follows:

$$SEE_{ij}(\mathbf{X}) = \frac{[y_j(x_1, x_2, \dots, x_i + \Delta, \dots, x_k) - y_j(\mathbf{X})] \sigma_{x_i}}{\Delta \sigma_{y_j}} \quad (5)$$

Where x_i is the i^{th} parameter of the model, Δ is the perturbation of x_i determined in the OAT design and y_j is the j^{th} output of the model. The value $y_j(\mathbf{X})$ is the j^{th} model output estimated at a given combination $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_k)$ of its parameters, while $y_j(x_1, x_2, \dots, x_i + \Delta, \dots, x_k)$ is its estimated value after a perturbation Δ of x_i in the combination \mathbf{X} . The Morris design requires $r(k + 1)$ simulations to calculate the SEE. For each parameter, we calculated r SEE per output. Morris sensitivity indicators are the mean μ and standard deviation σ of the elementary effects. We used the modified calculation of μ , denoted μ^* , developed by Campolongo *et al.* (2007).

The sensitivity indicators were calculated as follows:

$$\mu_{ij} = \frac{\sum_{l=1}^r SEE_{ijl}}{r} \quad (6)$$

$$\sigma_{ij} = \sqrt{\frac{1}{r} \sum_{l=1}^r (SEE_{ijl} - \mu_{ij})^2} \quad (7)$$

$$\mu^*_{ij} = \frac{\sum_{l=1}^r |SEE_{ijl}|}{r} \quad (8)$$

Where μ_{ij} , σ_{ij} and μ^*_{ij} correspond to the indicators calculated for parameter i and output j .

Table II.2 - Outputs studied using the sensitivity analysis sequence, expressed as the mean performance of the unit over one year of simulation.

Output	Abbreviation
Technical	
Feed conversion ratio (kg feed/kg weight gain)	FCR
Lean meat content of carcass (%)	Lean
Pig weight at slaughter (kg)	SW
% of pigs at adequate slaughter weight of the payment grid	Range
% of pigs at optimal slaughter weight of the payment grid	OptRa
Economic	
Feed cost (€/pig)	Feed Cost
Revenue (€/pig)	Revenue
Gross margin (€/pig)	Margin
Environmental (potential impacts per kg live weight gain)	
Climate change (kg CO ₂ -eq)	CC
Acidification (g SO ₂ -eq)	AC
Eutrophication (g PO ₄ ⁻ -eq)	EU
Cumulative energy demand (MJ)	CED
Land occupation (m ² y)	LO

Parameters with larger μ^* values have larger effects on the output. Parameters with larger σ values have non-linear effects and/or interaction effects with another parameter on the output. Conversely, parameters with small σ values have linear effects on the output. We used $p = 4$ levels and $r = 100$, which induces $N = r(K + 1) = 1\,600$ simulations. The large number of replicates allowed us to estimate the standard deviation of each output.

To summarise SA results for all parameters, outputs and scenarios, we performed analysis of variance (ANOVA) on μ^* and σ using a generalised linear model with fixed effects for the

scenarios, outputs within each dimension (“intra-dimension”), the dimension, the parameters, and their two-level interactions. For this analysis, we used the *GLM* procedure of SAS V9.4 (2012). This ANOVA helped us to rank the parameters according to their influence, considering both scenarios.

e. Description of the metamodels

Metamodels were used to approximate model behaviour at all points of the parameters’ domains of variation. Using a sample of model simulations, two types of metamodels were constructed – linear-quadratic and Gaussian process – and then tested to choose the one with output most similar to that of the model (Favre *et al.*, 2013, Wallach *et al.*, 2014).

The linear-quadratic metamodel is described as:

$$Y = \theta_0 + \sum_{j=1}^K (\theta_j X^{(j)} + \theta_{jj} X^{(j)2}) + \sum_{j=1}^K \sum_{k=j+1}^K \theta_{jk} X^{(j)} X^{(k)} + \eta \quad (9)$$

where Y is the output value calculated by the metamodel, $X^{(j)}$ is the value of the j^{th} parameter; K is the number of parameters; θ are parameters of the equation calculated to minimise metamodel interpolation of the sample; and η is the error of interpolation. The linear-quadratic metamodel is a polynomial metamodel which assumes that the link between two model responses at two distinct points is explicit and deterministic.

The Gaussian process metamodel is described as:

$$Y(x) = \sum_{i=1}^n \theta_i h_i(x) + Z(x) \quad (10)$$

where the sum is the regressive part of the equation, and $Z(x)$ is the stochastic part; h_i are deterministic functions; θ_i are parameters to estimate; n is the sample size of output values of the model; x is the point of the domain at which the value $Y(x)$ of the model is interpolated; and $Z(x)$ is a stationary Gaussian process with $\mathbb{E}(Z(x)) = 0$ and $\text{Cov}(Z(x_i), Z(x_j)) = \sigma^2 R(x_j - x_i)$, where σ^2 is the variance of Z and $R(\cdot)$ is the correlation function of Z (Jin *et al.*, 2001, Simpson *et al.*, 2001, Martin and Simpson, 2005). The Gaussian-process metamodel predicts each point of the domain as a linear combination of the output values of the model. It is stochastic and expresses the link between model responses at two distinct points using a covariance structure between output values of the model.

For each type, one metamodel per output was constructed using 1 000 simulations of the model for each scenario, and the degree to which each metamodel approached the full model behaviour (i.e. “efficiency”) was assessed by calculating its coefficient of determination (R^2) using 50 independent simulations. Experimental designs for both the construction and evaluation of metamodels were constructed using Latin hypercube sampling.

f. Sensitivity analysis using the Sobol method

The Sobol method for SA is a variance-based method, which means that it assesses the contribution of parameters variance to the variance of model output. The Sobol method is based on decomposing model output $Y = f(\mathbf{X})$ (where $f(\cdot)$ is the model function, and $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_K)$ is a vector of the total number of parameters K) into a sum of elementary functions (Sobol, 1993):

$$f(\mathbf{X}) = f_0 + \sum_{i=1}^K f_i(X_i) + \sum_{\substack{i=1 \\ i < j}}^K f_{ij}(X_i, X_j) + \dots + f_{1,2,\dots,K}(X_1, \dots, X_K) \quad (11)$$

where f_0 is a constant, and the f_{i_1, i_2, \dots, i_s} are built on condition that

$$\int_{\Omega^k} f_{i_1, i_2, \dots, i_s}(X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_s}) dX_{i_1} dX_{i_2} \dots dX_{i_s} = 0 \quad (12)$$

where Ω^k is the k -dimensional space of existence of $X = (X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_s})$, and $\{i_1, i_2, \dots, i_s\}$ is a subset of $\{1, 2, \dots, K\}$.

The total variance of $f(X)$ can be decomposed as:

$$Var(Y) = \sum_{i=1}^K V_i(Y) + \sum_{i < j}^K V_{ij}(Y) + \dots + V_{12\dots K}(Y) \quad (13)$$

where $V_i(Y) = Var(\mathbb{E}(Y|X_i))$, $V_{ij}(Y) = Var(\mathbb{E}(Y|X_i, X_j)) - V_i(Y) - V_j(Y), \dots$

Sobol indices are defined as:

$$S_{i_1, \dots, i_s}(Y) = V_{i_1, \dots, i_s}(Y) / Var(Y) \quad (14)$$

The term $S_{i_1, \dots, i_s}(Y)$ equals the proportion of total variance of output Y which is due to the combination of parameters $(X_{i_1}, \dots, X_{i_s})$. The first-order index S_i describes the effect of parameter X_i on model output. Higher-order indices describe effects on model output due to interactions between parameters. Homma and Saltelli (1996) introduced a total-order index:

$$\begin{aligned} ST_i(Y) &= S_i(Y) + \sum_{j \neq i} S_{ij}(Y) + \sum_{\substack{j \neq i, l \neq i \\ j < l}} S_{ijl}(Y) + \dots \\ &= \sum_{m \in \#i} S_{ij}(Y) \end{aligned} \quad (15)$$

where $\#i$ are all subsets of $\{1, \dots, K\}$ including i .

First- and total-order indices are calculated for each output of interest. To assess multiple outputs simultaneously, aggregated indices have been defined (Lamboni *et al.*, 2011, Gamboa and Janon, 2014). Based on model outputs we obtain $Y_{agg}(\mathbf{X}) = f(\mathbf{X}) = (Y_1(\mathbf{X}), \dots, Y_d(\mathbf{X}))$, associated with the parameter vector $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_K)$.

The aggregated Sobol first-order index of parameter X_i is defined as:

$$S_{agg,i}(Y) = Tr(C_i(Y))/Tr(C(Y)) \quad (16)$$

where $C_i(Y) = Cov(\mathbb{E}(Y_{agg}|X_i))$ and $C(Y) = Cov(Y_{agg})$ are covariance matrices, and $Tr(.)$ is the trace of a matrix. The aggregated high-order indices can be calculated from the definition of the aggregated first-order index and of higher-order indices for a single non-dynamic output.

The experimental design was built using Latin hypercube sampling and was rescaled to the domain of each parameter (Table II.1). Uniform or discrete uniform (for integer) distributions were used for all parameters.

3. Results

a. Screening of influential parameters using the Morris method (step 1)

Results of the Morris sensitivity analysis

Mean μ^* and σ values per dimension (technical, economic and environmental) of each parameter for each scenario of the Morris SA are shown in Table II.3 (and per output in section C of supplementary materials), along with the ANOVA results. Mean μ^* and σ values vary by parameter and in their scenario \times parameter and parameter \times intra-dimension output interactions ($P < 0.001$). The scenario, intra-dimension output, and scenario \times intra-dimension output interaction have a significant effect on σ ($P < 0.001$) but not on μ^* . The dimension has a significant effect on mean σ ($P = 0.002$) and μ^* ($P < 0.001$) values.

Among all parameters, those related to pig characteristics have the most influence on all output dimensions. Mean μ^* and σ values are highest for initial body weight and feed intake. N intake is the third most influential parameter and has a significant effect only on environmental outputs. The fourth most influential parameter is the duration of the disinfection period, which influences mainly economic and technical outputs. The fifth most influential parameter is the farmer's error in estimating pig weight, which influences mainly technical outputs and is twice as high in *7BM* as in *21BM*. Mortality rate is the sixth most influential parameter, and influences mainly economic and environmental outputs. The seventh most influential parameter is the size of the buffer room, is four times as high in *21BM* as in *7BM*, and influences mainly economic and technical outputs. The eighth most influential parameter is the area available per pig.

The seven remaining parameters have less influence. Overall, the contrasts indicate that parameter category (pig characteristics, farm infrastructure and farm management) influences the values of μ^* and σ : pig characteristics have more influence than farm management or farm infrastructure.

Table II.3 - Screening results (step 1) based on results of Morris sensitivity analysis of the model for two scenarios and three output dimensions. Sensitivity indices are normalised using the scaled elementary effect. Ranks in bold correspond to the influential parameters selected.

Parameters ³	μ^* value								σ value								Rank		
	Scenario 21BM ¹				Scenario 7BM ¹				Scenario 21BM				Scenario 7BM				21B	7BM	
	All ²	Env	Eco	Tech	All ²	Env	Eco	Tech	All ²	Env	Eco	Tech	All ²	Env	Eco	Tech	M	M	
Pigs																			
Mortality rate	0.10	0.13	0.19	0.01	0.11	0.15	0.19	0.01	0.02	0.02	0.03	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	5	6
Initial weight	0.70	0.76	0.61	0.70	0.65	0.73	0.56	0.63	0.23	0.11	0.33	0.30	0.22	0.12	0.24	0.31	1	1	
Feed intake	0.39	0.33	0.52	0.35	0.44	0.34	0.65	0.41	0.12	0.03	0.21	0.14	0.10	0.02	0.13	0.15	2	2	
P intake	0.01	0.03	0.00	0.00	0.02	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	12	11	
N intake	0.14	0.38	0.00	0.00	0.16	0.41	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	3	3	
AA intake	0.05	0.05	0.05	0.04	0.05	0.05	0.05	0.05	0.03	0.02	0.04	0.04	0.03	0.02	0.04	0.04	13	13	
Infrastructure																			
No. places/pen	0.06	0.02	0.07	0.10	0.01	0.01	0.01	0.01	0.07	0.02	0.08	0.11	0.02	0.01	0.02	0.02	7	15	
No. pens/room	0.06	0.02	0.06	0.09	0.01	0.01	0.02	0.01	0.07	0.02	0.07	0.11	0.02	0.02	0.02	0.02	8	14	
Area/pig	0.06	0.05	0.08	0.06	0.05	0.04	0.08	0.05	0.06	0.04	0.08	0.06	0.07	0.05	0.10	0.07	9	10	
Size of BR	0.07	0.02	0.09	0.11	0.02	0.00	0.02	0.04	0.12	0.04	0.16	0.18	0.05	0.01	0.04	0.09	6	5	
Management																			
No. pigs/place	0.04	0.03	0.05	0.05	0.03	0.02	0.04	0.03	0.05	0.03	0.06	0.06	0.04	0.03	0.06	0.05	11	12	
Weight accuracy	0.05	0.02	0.05	0.09	0.14	0.04	0.08	0.26	0.05	0.03	0.05	0.08	0.08	0.03	0.06	0.13	10	4	
Shipment tol.	0.02	0.01	0.02	0.02	0.04	0.02	0.04	0.07	0.03	0.02	0.03	0.03	0.05	0.02	0.05	0.08	15	8	
Disinf. period	0.09	0.05	0.13	0.11	0.06	0.03	0.06	0.08	0.15	0.07	0.24	0.19	0.11	0.05	0.11	0.17	4	7	
Max. time in BR	0.01	0.01	0.02	0.02	0.01	0.00	0.01	0.03	0.03	0.02	0.03	0.03	0.03	0.01	0.02	0.06	14	9	
Statistical analysis ⁶	RSD: 0.079								RSD: 0.036										
	Scenario: ns; Parameter: ***; Dimension: **								Scenario: ***; Parameter: ***; Dimension: ***										
	Intra-dimension output: ns; Scenario × parameter: ***								Intra-dimension output: ***; Scenario × parameter: ***										
	Scenario × intra-dimension output: ns								Scenario × intra-dimension output: ***										
	Parameter × intra-dimension output: ***								Parameter × intra-dimension output: ***										

¹Scenario. 21BM: arrival of a new fattening batch on the farm every 21 days. 7BM: arrival of a new fattening batch on the farm every 7 days

²All: all variables (n=13); Env: environmental variables (n=5); Eco: economic variables (n=3); Tech: technical variables (n=5)

³AA: amino acid; BR: buffer room; tol.: tolerance; Disinf.: disinfection

⁶RSD: residual standard deviation; Dimension: category of outputs; ns: non-significant; **: 0.001 < P < 0.01; ***: P < 0.001

Selection of the most influential parameters

Parameters in the two scenarios were ranked based on μ^* and σ values of all outputs. From these two rankings and the ANOVA rankings, we retained the eight most influential parameters for the Sobol SA: initial mean weight of pigs upon arrival at the fattening unit (*LW_init*), feed intake (*FI*), nitrogen (*NI*) intake, mortality rate (*Mort*), duration of the disinfection period (*DP*), area allocated per pig (*Area*), size of the buffer room (*Size_BR*), and the error in estimating pig weight (*W_acc*). The seven remaining parameters which were less-influential to both scenarios were set to their default values (Table II.1) and excluded from the Sobol SA.

b. Results of the Sobol sensitivity analysis

Constructing the metamodels with the selected influential parameters (step 2)

One metamodel of each type for each output ($n=13$) and each scenario ($n=2$) was constructed with the eight parameters selected. For all outputs and both scenarios, the mean (± 1 standard deviation) efficiency of Gaussian process metamodels ($R^2 = 99.7\%$ (± 0.37), range = 98.6-100%) is 5.1% higher than that of linear-quadratic metamodels ($R^2 = 94.6\%$ (± 5.53), range = 84.3-99.5%) (Table II.D.1 in supplementary materials). Consequently, we chose the Gaussian process metamodels for the Sobol SA, using the eight selected parameters.

We chose a sample size of $n = 100\,000$, which induced $N = n(K + 2) = 1\,100\,000$ simulations per metamodel to calculate the Sobol indices. The bootstrap method was used to determine the confidence interval of the effect of each parameter on each output, with $r = 100$ bootstrap replicates (Faivre *et al.*, 2013).

Variance-based sensitivity analysis using the Sobol method (step 3)

For all outputs, first-order indices contribute 77-100% of the total variance generated in the Sobol SA. All parameters except *ShipTol* and *Size_BR* contribute at least 1% of the total variance of at least one output (Figure II.3). *LW_init* contributes most ($> 50\%$) of the variance of most outputs (CC, CED, LO, Feed Cost, FCR, SW, Range, OptRa). *FI* also influences the variance of most outputs, with major effects on Revenue (mean = 53%), Margin (mean = 49%) and Lean (mean = 72%). *NI* contributes mainly to the variance of the environmental impacts AC (mean = 64%) and EU (mean = 52%). *DP* contributes up to 20% of the variance of CC, CED, LO, Revenue, Feed Cost, FCR, SW, Range and OptRa. Mortality contributes up to 20% of the variance of CC, CED, LO, Margin and Feed Cost.

Chap. II – Analyse de sensibilité

Differences between scenarios are mainly observed for Revenue, Feed Cost, and OptRa. For Revenue in *7BM*, *FI* contributes 85% of total variance, and the other parameters contribute less than 3%, while in *21BM*, *FI* contributes only 21%, *LW_init* 47% and *DP* 20%. For Feed Cost in *7BM*, *LW_init* contributes 83% of total variance, and *FI* contributes 12%, while in *21BM*, *LW_init* contributes 54%, *FI* 25%, and *DP* 14%. For OptRa in *7BM*, *LW_init* contributes 50% of the total variance and *W_acc* contributes 29%, while in *21BM*, *LW_init* contributes 74%, and *W_acc* contributes 2%.

Technical outputs are also influenced by interactions between parameters. Range, OptRa and Revenue are influenced by interactions between *DP*, *LW_init* and *FI* (means = 16% for Range, 7% for OptRa, and 17% for Revenue), and the influence of the interaction portion is twice as high in *7BM* as in *21BM*. SW is influenced by interactions between parameters up to 15% in *21BM* and 19% in *7BM*, which are mainly interactions between *DP*, *LW_init* and *FI*. Environmental outputs are influenced by interactions between parameters only in the *21BM* scenario, with a maximum influence of 3%.

Figure II.4 shows aggregated Sobol first- and total-order indices of all selected parameters. Of five parameters with an aggregated influence on model outputs, the top four are pig characteristics – *LW_init*, *FI*, *NI* and mortality – and the other parameter is *DP*. Total-order indices are higher than first-order indices only in the *21BM* scenario, which means that aggregated interaction effects occur only in this scenario. Mortality has the same aggregated influence in both scenarios. The other parameters of pig characteristics have a similar influence in both scenarios, whereas the aggregated influence of the disinfection period is seven times as high in *21BM* as in *7BM* (8.4% vs. 1.2%).

4. Discussion

Sensitivity analysis (SA) of a model fulfils several objectives (Schouten *et al.*, 2014, looss and Lemaître, 2015). First, it helps verify the quality of model implementation by comparing its results with expected model responses and parameter effects. Secondly, SA provides the opportunity to explore the range of potential parameter combinations and to analyse responses of a complex system model. Finally, it helps distinguish the most influential parameters, which will require more careful calibration, from non-influential parameters, which can be set as constants to simplify the model. The SA sequence developed met these three objectives for individual-based models with multiple outputs.

a. Behaviour of the fattening unit model highlighted in the SA sequence

Model outputs are sensitive mainly to pig characteristics (initial live weight, N intake, feed intake, and mortality), being insensitive to farm infrastructure and somewhat sensitive to farm

management. The sensitivity indices appear to agree with expert knowledge; for instance, N intake influences only environmental outputs. It has a major effect on acidification (AC) and eutrophication (EU), which is consistent with the strong link between these impacts and the amount of N excreted per pig. The effect of N intake on climate change (CC) is due to its association with N excretions and N₂O emissions.

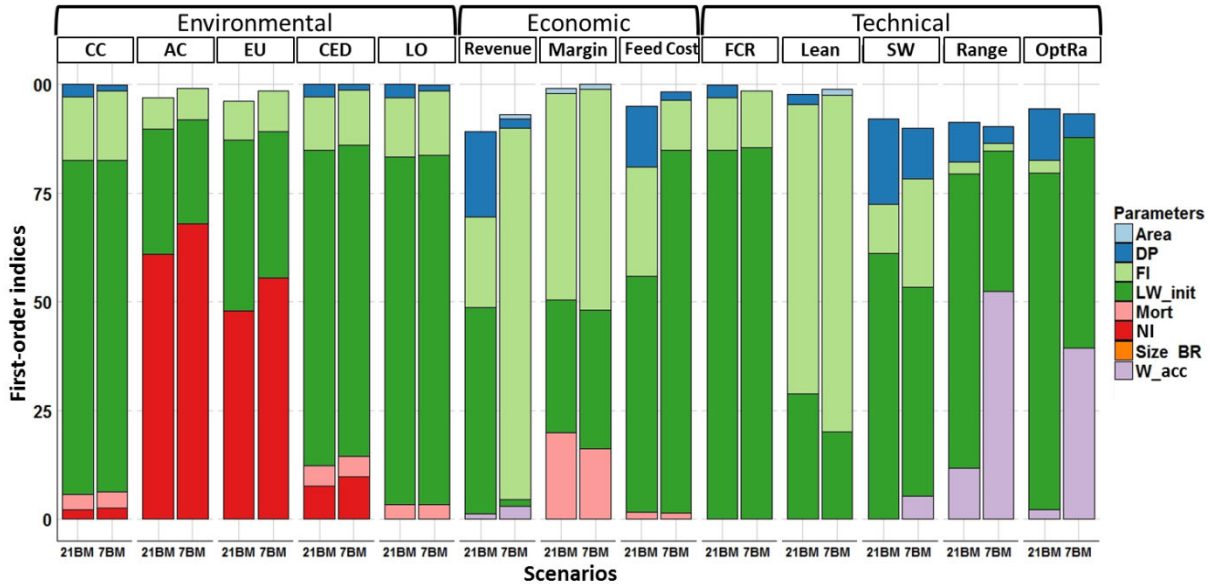


Figure II.3 - Sobol first-order indices of the eight selected parameters on each output. See Tables II.1 and II.2 for parameter and output abbreviations, respectively. The two scenarios differ in the frequency with which batches arrive at the fattening unit: every seven days (7BM) or every 21 days (21BM).

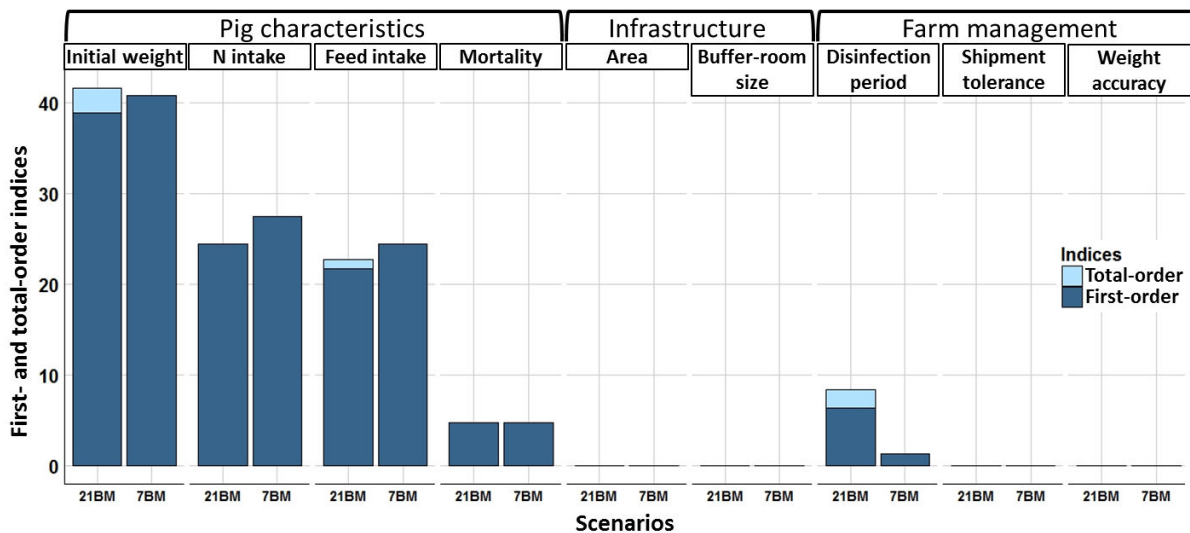


Figure II.4 - Aggregated Sobol first- and total-order indices of the nine selected parameters. The two scenarios differ in the frequency with which batches arrive at the fattening unit: every seven days (7BM) or every 21 days (21BM).

N intake also influences cumulative energy demand (CED) due to the model's system expansion approach which replaces mineral N fertilisers with organic N in manure. For the feed conversion ratio (FCR, kg feed/kg weight gain), most SA of pig production models in the literature highlight that environmental impacts estimated by LCA are highly sensitive to technical performance. In Reckmann and Krieter (2014), FCR has a major effect on variations in CC, AC, and EU. In Groen *et al.* (2016), FCR, feed intake (FI) and the amount of manure produced by pigs had large effects on variation in CC. Consistent with these previous studies, mean initial live weight of the batch has the largest effect on FCR and CC in our model. In both scenarios, initial live weight is correlated with FCR ($r=0.92$) and with CC ($r=0.87$), and FCR is correlated with CC ($r=0.97$). This agrees with expert knowledge, because as FCR decreases, pigs eat less feed, and the CC impact per pig decreases. A lower mean initial weight reflects that the pigs are younger, which results in higher feed conversion efficiency into weight gain due to lower maintenance requirements and a lower proportion of fat in weight gain.

For farm management, the disinfection period has the greatest influence on technical and economic outputs and on CC and CED. The SA also highlights interactions between farm management and farm infrastructure. Duration of the disinfection period has more influence on most economic outputs in *21BM* than in *7BM* since *21BM* has a shorter fattening duration (105 vs. 115 days). With a shorter fattening duration, pigs weigh less when sent to the slaughterhouse, decreasing the percentage of pigs in adequate and optimal slaughter weight ranges, mean slaughter weight and gross margin. However, the model does not consider potential effects of a too-short disinfection period on the health status of the farm.

Our results highlights that the importance of the information system in a pig fattening unit depends on farm management. In the *7BM* scenario, the accuracy in estimating animal weight has more influence on the percentage of pigs in the optimal range than in the *21BM* scenario. The *7BM* scenario has more shipments per batch than *21BM* (7 vs. 4 shipments, respectively), resulting in more opportunities for the farmer to estimate pig weight incorrectly. The modelling study by Brun-Lafleur (2011) also highlighted the importance of information system quality on farm management, showing that it influences dairy herd demography and production more with a short calving period than with a long calving period.

- b. Contribution to sensitivity analysis of models with a long simulation time and multiple outputs

We developed a three-step global SA sequence for models with a long simulation time and multiple outputs. The overall strategy was to reduce the time required for the Sobol SA by using screening and metamodels, and to consider multiple outputs by adopting adapted

aggregated indices. Screening with the Morris method (Morris, 1991) was efficient because it requires few simulations to calculate sensitivity indices. As mentioned, it is suitable for screening models with many parameters to test and/or a long simulation time before using global SA methods such as Sobol (Saltelli and Annoni, 2010, Schouten *et al.*, 2014). Additionally, we performed the Morris method adjusted for multiple outputs (Sin and Gernaey, 2009), which is suitable for screening models that produce multicriteria outputs.

In the second step, all metamodels were constructed based on the same 1 000 simulations of the model. This approach decreases the amount of simulation time required to construct the metamodels and can be used to test multiple types of metamodels to identify the most accurate ones (Jin *et al.*, 2001, Wallach *et al.*, 2014).

We chose the Sobol method as the variance-based method because it is one of the most recommended methods for global SA in the literature (Cariboni *et al.*, 2007). It not only quantifies the effect of each parameter on each output, but its aggregated indices (Lamboni *et al.*, 2011, Gamboa and Janon, 2014) estimate the total effect of all parameters on the model.

To our knowledge, the present study is the first to combine all steps of a global SA of models with a long simulation time (screening, metamodel construction, and Sobol SA) and methods to produce aggregated indices for multiple outputs from different dimensions. Other studies have used the Morris method to select the most influential parameters and then performed variance-based SA, but they studied effects on only one scalar output or one dynamic output (Drouet *et al.*, 2011, Sun *et al.*, 2015). Another performed only variance-based SA using aggregated indices (Lamboni *et al.*, 2011).

To provide a more complete methodological picture, we compared results of the Sobol SA with those of an SA using the extended Fourier Amplitude Sensitivity Test (eFAST) method (Saltelli *et al.*, 1999) with the nine selected parameters and the Gaussian process metamodels. Sensitivity results (first-order, total-order, and aggregated indices) of the eFAST method confirmed those of the Sobol method. One difference between the Sobol and eFAST methods lies in the verification of stability of the results, since there is no well-defined method yet available for the latter. However, it is not yet available for Sobol's aggregated indices either, which thus have the same degree of verification as eFAST's aggregated indices. The Sobol method requires many simulations and much memory (1 100 000 simulations and 300 GB of RAM), whereas the eFAST method requires fewer resources (13 500 simulations and 3.5 GB of RAM). In our case, involving the sensitivity of an individual-based model with a long simulation time and multiple outputs, the eFAST method could be an effective alternative for variance-based SA. We used the Sobol method because it is a well-known and highly recommended method for its robust results. The shorter simulation time of the

eFAST method would allow more scenarios to be tested. The two scenarios chosen in this study do not provide a comprehensive overview of model sensitivity to the parameters in other batch management systems. Still, they are suitable for exploring behaviour of the most common batch management systems on French pig farms, providing insights for future use in a decision support system.

5. Conclusion

We developed a SA sequence to perform a global SA of an individual-based model with multiple outputs by combining suitable methods for each step in the sequence. The global SA relies on a screening method and metamodels to reduce the simulation time required to apply the variance-based method and estimates effects of parameters on all outputs using aggregated sensitivity indices. The SA sequence indicates that the main parameters which require precise calibration are those related to pig characteristics, especially mean initial live weight of the batch and feed intake. This model will be integrated into a decision support tool, and this SA sequence provides insights for future on-farm advice.

Acknowledgements

This study was supported by a CIFRE Ph.D. grant from the French National Research and Technology Agency, with co-funding from the “targeted research and innovation” programme (CASDAR MOGADOR, 2014-2017) of the French Ministry of Agriculture, Agrifood, and Forestry.

6. Supplementary materials

A. Animal profiles and feed formulation in the scenarios

Feed intake and nutrient requirements of female pigs were used as the reference for feed formulation and were estimated with InraPorc® (2006). Two types of feed, A and B, were formulated on a least-cost basis to contain 9.75 NE MJ/kg and to meet at least 110% of the requirements in standardised ileal digestible amino-acids of the mean female profile (BW70=30 kg, $a=4.45$, $b=0.0216/\text{kg}$, $\text{PDm} = 143\text{g/day}$, $\text{BGompertz}=0.0171/\text{day}$, Brossard *et al.* 2014) at 30 kg BW (beginning of fattening) and at 120 kg BW (target slaughter weight), i.e. 1.13 and 0.55 g digestible lysine/MJ NE, respectively. These two types of feed were then combined in adequate proportions to achieve the amino-acid requirements at the beginning of each phase in the two-phase feed sequence plan. The two-phase strategy was designed to supply 1.13 g/MJ from 70 days of age to 65 kg BW (Feed A) and 0.86 g/MJ from 65 kg BW until slaughter (mixture of Feed A and Feed B).

B. Stochasticity of the model

Table II.B.1 - Mean, standard deviation (SD), coefficient of variation (CV) and confidence interval of the outputs chosen for the sensitivity analysis. Values are based on 100 simulations using default values of parameters for each scenario, with stochasticity in the mortality rate.

Output	Scenario <i>21BM</i>			Scenario <i>7BM</i>		
	Mean	SD	CV (%)	Mean	SD	CV (%)
Technical						
Feed conversion ratio (kg/kg)	2.69	0.004	0.13	2.74	0.002	0.08
Lean content (%)	60.1	0.04	0.07	59.7	0.02	0.09
Slaughter weight (kg)	118.5	0.08	0.07	120.1	0.04	0.03
% in adequate slaughter weight	0.93	0.003	0.33	0.98	0.001	0.10
% in optimal slaughter weight	0.66	0.006	0.89	0.88	0.002	0.25
Economic						
Feed cost (€/pig)	58.6	0.10	0.18	60.7	0.06	0.09
Revenue (€/pig)	130.7	0.14	0.11	132.1	0.08	0.10
Gross margin (€/pig)	8.28	0.284	3.42	7.47	0.151	2.02
Environmental¹						
Climate change (kg CO ₂ -eq)	2.29	0.004	0.19	2.33	0.002	0.11
Acidification (g SO ₂ -eq)	45.1	0.11	0.24	46.3	0.06	0.13
Eutrophication (g PO ₄ ⁻ -eq)	16.8	0.04	0.22	17.2	0.02	0.12
Cumulative energy demand (MJ)	15.8	0.03	0.18	16.0	0.02	0.10
Land occupation (m ² y)	3.49	0.006	0.19	3.56	0.004	0.10

¹per kg of live weight gain

C. Results of sensitivity analysis using the Morris method (step 1)

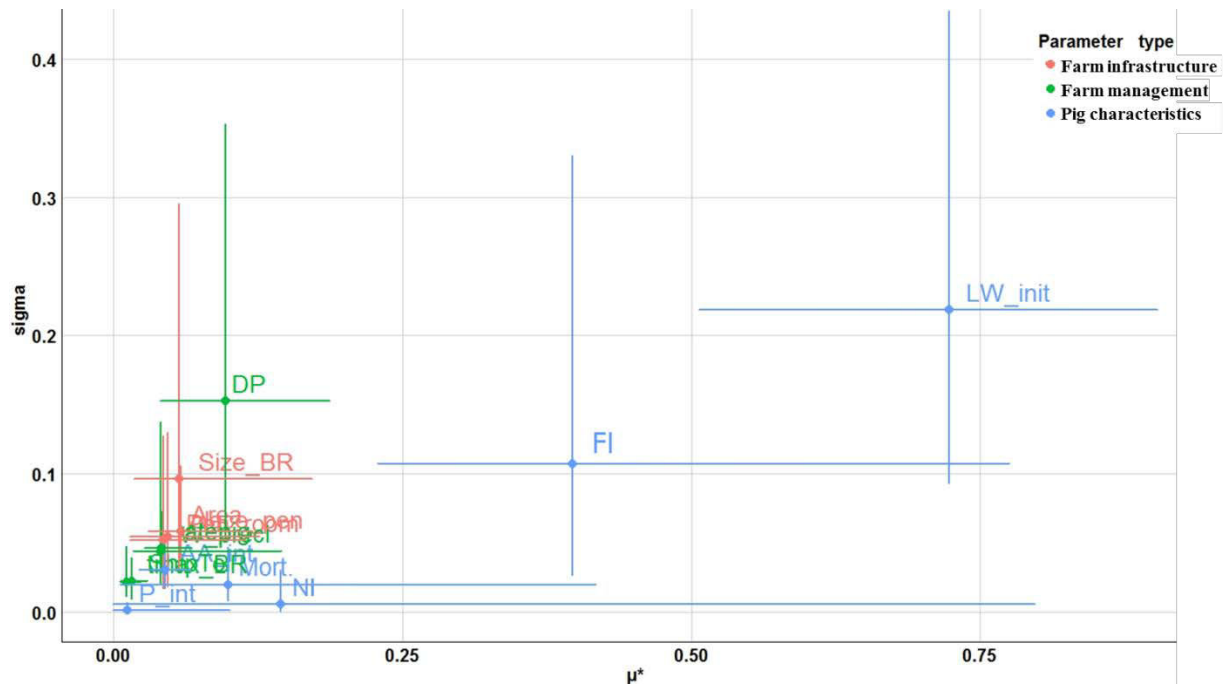


Figure II.C.1 - Sensitivity analysis indices for 13 outputs of the model using the Morris method in the *21BM* scenario. Points indicate means, while lines indicate minimum-to-maximum ranges.

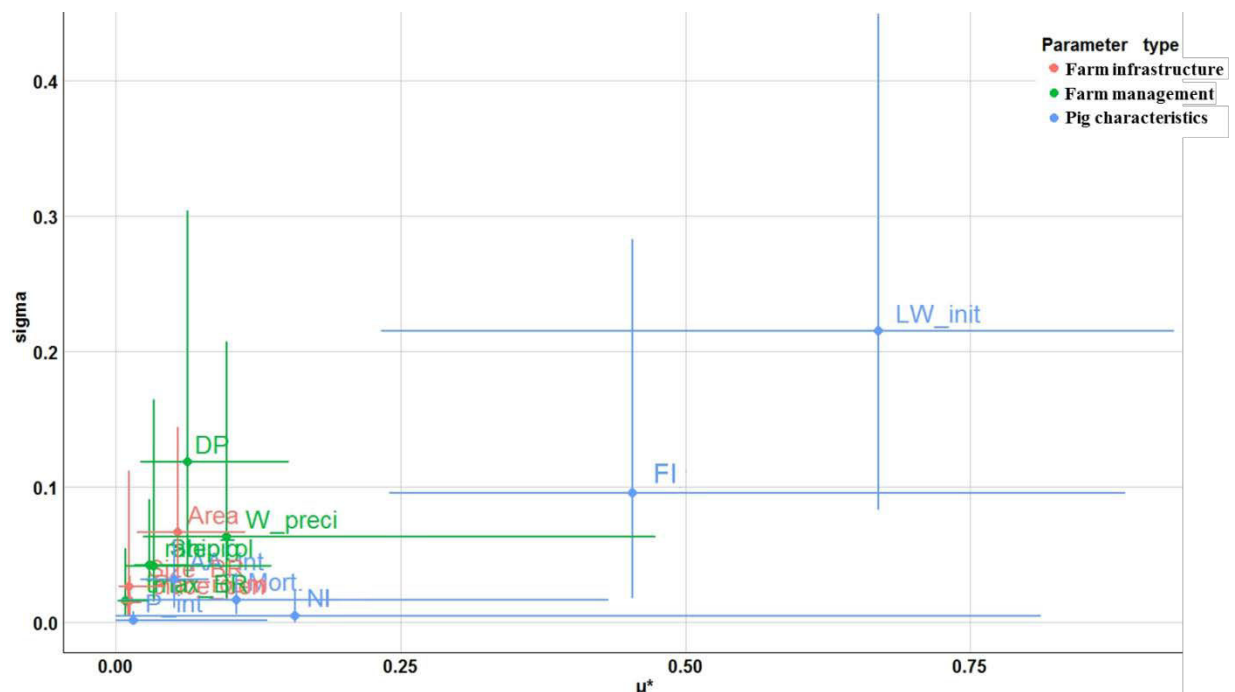


Figure II.C.2 - Sensitivity analysis indices for 13 outputs of the model using the Morris method in the *7BM* scenario. Points indicate means, while lines indicate minimum-to-maximum ranges.

Table II.C.1 - Mean elementary effect μ^* for all inputs on all outputs in the *21BM* scenario.

						Outputs							
	CC	AC	EU	CED	LO	Revenue	Margin	Feed cost	FCR	Lean	SW	Range	OptRa
Mortality rate	0.16	0.08	0.09	0.18	0.15	0.01	0.42	0.15	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02
Initial weight	0.87	0.57	0.66	0.82	0.88	0.66	0.51	0.67	0.90	0.53	0.74	0.51	0.81
Feed intake	0.37	0.29	0.32	0.33	0.36	0.38	0.65	0.54	0.33	0.78	0.33	0.17	0.15
P intake	0.03	0.01	0.01	0.10	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
N intake	0.13	0.80	0.70	0.25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
AA intake ¹	0.05	0.04	0.04	0.05	0.05	0.07	0.06	0.02	0.04	0.04	0.05	0.04	0.03
No. places/pen	0.02	0.01	0.02	0.02	0.02	0.06	0.05	0.10	0.02	0.02	0.13	0.16	0.18
No. pens/room	0.02	0.01	0.02	0.02	0.02	0.06	0.04	0.09	0.02	0.02	0.11	0.13	0.17
Area/pig	0.05	0.04	0.05	0.05	0.05	0.06	0.1	0.08	0.05	0.12	0.05	0.03	0.03
Size of BR ²	0.03	0.02	0.02	0.03	0.05	0.15	0.07	0.07	0.03	0.02	0.06	0.31	0.11
No. pigs/place	0.04	0.03	0.03	0.03	0.04	0.04	0.07	0.06	0.03	0.07	0.05	0.05	0.05
Weight accuracy	0.03	0.02	0.02	0.03	0.03	0.07	0.03	0.05	0.02	0.02	0.05	0.16	0.18
Shipment tol. ³	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02	0.03	0.01	0.01	0.03	0.03	0.04
Disinfection period	0.06	0.04	0.05	0.05	0.06	0.19	0.04	0.17	0.06	0.06	0.18	0.12	0.13
Max. time in BR	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.02	0.01	0.01	0.01	0.05	0.02

¹AA: amino acid

²BR: buffer room

³tol: tolerance

Table II.C.2 - Mean elementary effect σ for all inputs on all outputs in the *21BM* scenario.

	Outputs												
	CC	AC	EU	CED	LO	Revenue	Margin	Feed cost	FCR	Lean	SW	Range	OptRa
Mortality rate	0.02	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02	0.05	0.03	0.01	0.01	0.02	0.04	0.03
Initial weight	0.13	0.09	0.10	0.12	0.12	0.44	0.19	0.37	0.11	0.15	0.35	0.51	0.37
Feed intake	0.04	0.03	0.03	0.04	0.03	0.33	0.18	0.14	0.03	0.04	0.18	0.27	0.18
P intake	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
N intake	0.01	0.03	0.03	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
AA intake ¹	0.03	0.02	0.02	0.03	0.03	0.05	0.04	0.03	0.02	0.02	0.04	0.06	0.04
No. places/pen	0.03	0.02	0.02	0.03	0.03	0.06	0.06	0.11	0.03	0.02	0.13	0.18	0.21
No. pens/room	0.03	0.02	0.02	0.02	0.03	0.06	0.05	0.10	0.03	0.02	0.13	0.17	0.23
Area/pig	0.05	0.04	0.04	0.04	0.05	0.07	0.10	0.07	0.05	0.11	0.05	0.07	0.05
Size of BR ²	0.05	0.03	0.03	0.04	0.05	0.26	0.11	0.11	0.04	0.03	0.11	0.52	0.20
No. pigs/place	0.04	0.03	0.03	0.04	0.04	0.05	0.07	0.06	0.03	0.07	0.05	0.08	0.07
Weight accuracy	0.03	0.02	0.02	0.03	0.03	0.05	0.03	0.06	0.03	0.02	0.06	0.12	0.19
Shipment tol. ³	0.02	0.01	0.01	0.02	0.02	0.03	0.03	0.04	0.01	0.01	0.04	0.05	0.05
Disinfection period	0.08	0.05	0.06	0.07	0.08	0.35	0.11	0.25	0.08	0.08	0.29	0.29	0.21
Max. time in BR	0.02	0.01	0.01	0.02	0.02	0.04	0.02	0.03	0.01	0.01	0.03	0.08	0.03

¹AA: amino acid

²BR: buffer room

³tol: tolerance

Table II.C.3 - Mean average elementary effect μ^* for all inputs on all outputs in the *7BM* scenario.

	Outputs												
	CC	AC	EU	CED	LO	Revenue	Margin	Feed cost	FCR	Lean	SW	Range	OptRa
Mortality rate	0.19	0.07	0.09	0.22	0.19	0.01	0.43	0.11	0.00	0.01	0.01	0.03	0.02
Initial weight	0.88	0.46	0.55	0.87	0.91	0.23	0.57	0.90	0.93	0.43	0.61	0.51	0.66
Feed intake	0.40	0.26	0.29	0.36	0.39	0.89	0.73	0.32	0.36	0.88	0.50	0.17	0.14
P intake	0.04	0.01	0.01	0.13	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
N intake	0.16	0.81	0.74	0.33	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
AA intake ¹	0.06	0.03	0.04	0.06	0.06	0.08	0.06	0.02	0.05	0.05	0.08	0.05	0.04
No. places/pen	0.01	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.02	0.01	0.00	0.01	0.01	0.02	0.02
No. pens/room	0.02	0.01	0.01	0.02	0.02	0.01	0.03	0.01	0.00	0.01	0.02	0.03	0.02
Area/pig	0.05	0.03	0.04	0.04	0.05	0.11	0.09	0.04	0.04	0.10	0.06	0.03	0.03
Size of BR ²	0.01	0.00	0.00	0.01	0.01	0.03	0.01	0.01	0.00	0.00	0.02	0.15	0.02
No. pigs/place	0.03	0.02	0.02	0.03	0.03	0.06	0.05	0.02	0.02	0.05	0.03	0.02	0.02
Weight accuracy	0.05	0.03	0.03	0.05	0.05	0.16	0.02	0.07	0.05	0.04	0.18	0.45	0.57
Shipment tol. ³	0.02	0.01	0.01	0.02	0.02	0.07	0.02	0.04	0.02	0.02	0.14	0.04	0.12
Disinfection period	0.04	0.02	0.03	0.04	0.04	0.09	0.02	0.05	0.04	0.03	0.14	0.09	0.12
Max. time in BR	0.01	0.00	0.00	0.01	0.00	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.10	0.01

¹AA: amino acid

²BR: buffer room

³tol: tolerance

Table II.C.4 - Mean elementary effect σ for all inputs on all outputs in the *7BM* scenario.

	Outputs												
	CC	AC	EU	CED	LO	Revenue	Margin	Feed cost	FCR	Lean	SW	Range	OptRa
Mortality rate	0.02	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02	0.04	0.02	0.01	0.01	0.02	0.04	0.03
Initial weight	0.14	0.08	0.10	0.13	0.14	0.34	0.18	0.19	0.12	0.16	0.43	0.51	0.34
Feed intake	0.03	0.02	0.02	0.03	0.03	0.26	0.07	0.06	0.02	0.05	0.21	0.26	0.20
P intake	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
N intake	0.01	0.02	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
AA intake ¹	0.03	0.01	0.02	0.03	0.02	0.06	0.04	0.01	0.02	0.02	0.06	0.07	0.05
No. places/pen	0.02	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02	0.03	0.01	0.01	0.01	0.02	0.03	0.03
No. pens/room	0.02	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02	0.03	0.01	0.01	0.01	0.02	0.04	0.03
Area/pig	0.06	0.04	0.04	0.05	0.06	0.14	0.10	0.04	0.05	0.12	0.07	0.06	0.04
Size of BR ²	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.08	0.02	0.02	0.01	0.01	0.05	0.34	0.04
No. pigs/place	0.04	0.02	0.03	0.03	0.04	0.09	0.07	0.03	0.03	0.08	0.04	0.04	0.03
Weight accuracy	0.03	0.02	0.02	0.03	0.03	0.10	0.03	0.05	0.03	0.03	0.17	0.23	0.20
Shipment tol. ³	0.03	0.02	0.02	0.03	0.03	0.08	0.03	0.05	0.03	0.02	0.16	0.06	0.15
Disinfection period	0.06	0.03	0.04	0.06	0.06	0.21	0.04	0.09	0.06	0.05	0.28	0.22	0.22
Max. time in BR	0.01	0.00	0.01	0.01	0.01	0.04	0.02	0.01	0.01	0.01	0.02	0.21	0.03

¹AA: amino acid

²BR: buffer room

³tol: tolerance

D. Efficiency of the metamodels (step 2)

Table II.D.1 - Efficiency (R^2) of output of Gaussian process (GP) and linear-quadratic (LQ) metamodels in approximating output of the full model for two scenarios. Values are based on 50 simulations from an independent Latin Hypercube Sampling design for each scenario.

Outputs	Scenario 21BM		Scenario 7BM	
	GP	LQ	GP	LQ
Technical				
Feed conversion ratio (kg/kg)	0.999	0.981	1.000	0.988
Lean content (%)	0.999	0.962	1.000	0.982
Slaughter weight (kg)	0.994	0.843	0.995	0.844
% in adequate slaughter weight	0.971	0.877	0.960	0.864
% in optimal slaughter weight	0.991	0.910	0.987	0.853
Economic				
Feed cost (€/pig)	0.996	0.978	0.998	0.960
Revenue (€/pig)	0.991	0.879	0.994	0.923
Gross margin (€/pig)	0.997	0.978	0.998	0.981
Environmental[†]				
Climate change (kg CO ₂ -eq)	0.996	0.980	0.998	0.985
Acidification (g SO ₂ -eq)	1.000	0.992	1.000	0.995
Eutrophication (g PO ₄ ⁻ -eq)	0.999	0.989	1.000	0.993
Cumulative energy demand (MJ)	0.998	0.982	0.998	0.985
Land occupation (m ² y)	0.998	0.980	0.998	0.985

[†]per kg of live weight gain

E. Results of sensitivity analysis using the Sobol method (step 3)

Table II.E.1 - Value of Sobol first-order indices for all inputs on all outputs in the *21BM* scenario. Empty cells indicate indices which do not differ significantly from zero.

	Outputs												
	CC	AC	EU	CED	LO	Revenue	Margin	Feed cost	FCR	Lean	SW	Range	OptRa
Mortality rate	3.48				3.32		20.0	1.71					
Initial weight	77.0	28.7	39.2	73.9	80.3	47.4	30.6	54.1	84.8	28.8	61.1	67.6	77.5
Feed intake	14.6	7.07	8.96	12.3	13.6	21.0	47.4	25.1	12.1	66.5	11.4	2.78	2.91
N intake	2.24	61.0	47.9	7.75									
Area/pig						0.92	1.14			0.94			
Size of BR ¹													
Weight accuracy						1.22						11.8	2.21
Shipment tolerance													
Disinfection period	2.94			2.98	3.08	19.5		14.2	2.91	2.39	19.6	9.16	11.9

¹BR: buffer room

Table II.E.2 - Value of Sobol first-order indices for all inputs on all outputs in the *7BM* scenario. Empty cells indicate indices which do not differ significantly from zero.

	Outputs												
	CC	AC	EU	CED	LO	Revenue	Margin	Feed cost	FCR	Lean	SW	Range	OptRa
Mortality rate	3.61			4.83	3.46		16.3	1.50					
Initial weight	76.3	23.9	33.6	71.8	80.2	1.66	32.0	83.3	85.4	20.2	47.9	32.2	48.4
Feed intake	16.0	7.22	9.24	12.8	14.8	85.3	50.7	11.5	13.1	77.4	25.0	1.81	
N intake	2.62	67.9	55.6	9.82									
Area/pig						1.01	1.20			1.20			
Size of BR ¹													
Weight accuracy						2.98					5.38	52.4	39.4
Shipment tolerance													
Disinfection period	1.24			1.34	1.33	2.18	0.88	2.00	0.98		11.6	3.90	5.43

¹BR: buffer room

Chapitre III – Du modèle à l’outil d’aide à la décision

Chap. III – Du modèle à l’outil de prédiction

Ce chapitre a fait l'objet d'une publication soumise dans le journal Computers and Electronics in Agriculture.

Afin de répondre aux enjeux économiques et environnementaux auxquels sont confrontés les élevages porcins, des outils d'aide à la décision basés sur des modèles mathématiques ont été proposés. Nous avons ainsi développé un modèle dynamique, représentant le fonctionnement d'un atelier d'engraissement porcin et prenant en compte les effets des interactions entre la variabilité inter-individuelle des porcs, la structure de l'élevage et les pratiques de l'éleveur sur ses résultats technico-économiques et environnementaux. Afin de tester l'utilisation opérationnelle du modèle, nous l'avons appliqué aux données de 21 élevages du grand ouest, dont les pratiques et performances techniques avaient été recueillies par enquête.

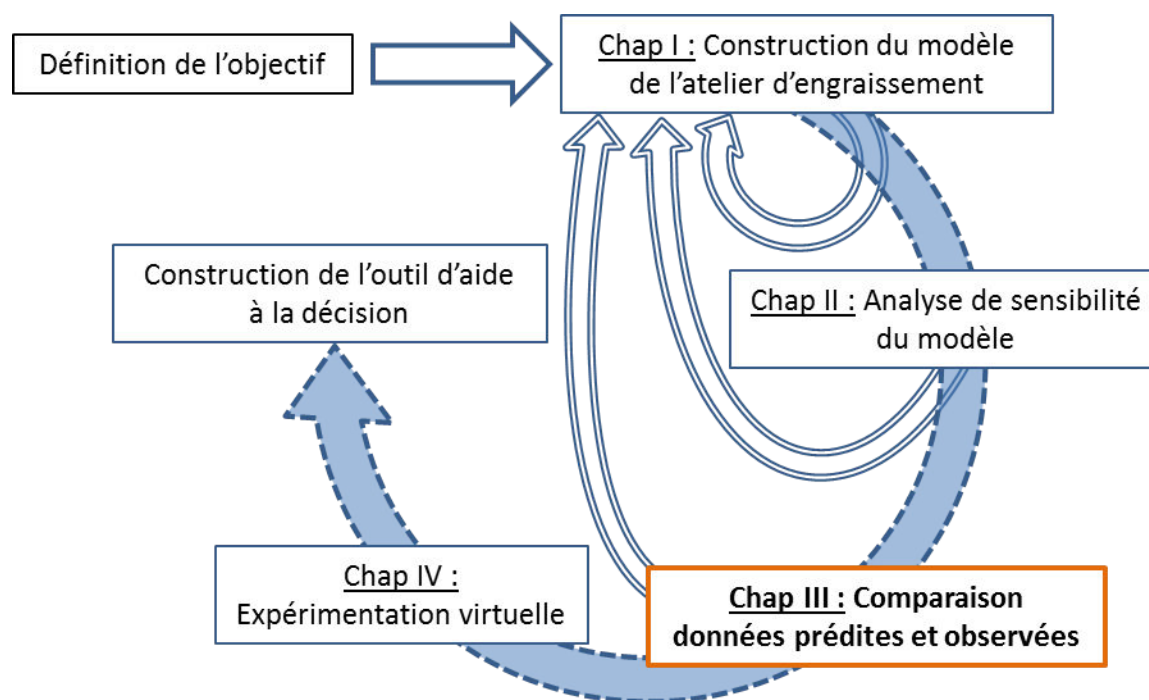


Figure III.1 - Démarche de travail effectuée durant la thèse. Le chapitre III correspond à la troisième étape de cette démarche.

Enjeu méthodologique 3 : Comment paramétrer un modèle de système d'élevage pour étudier le comportement d'un élevage commercial donné ?

Le paramétrage différencié de chaque élevage a porté, dans une première étape, sur les bâtiments et pratiques d'élevage ; dans une deuxième étape, sur l'âge et le poids initial moyen des porcs ; enfin, le poids d'abattage, le dépôt protéique moyen et la quantité d'aliment ingéré sont successivement paramétrés.

Chap. III – Du modèle à l’outil de prédiction

Question spécifique 3 : Quel est la capacité de prédiction et la gamme de validité du modèle dans la prédiction des performances de l’atelier d’engraissement porcin ?

Entre la première et la dernière étape de paramétrage du modèle, l’erreur quadratique moyenne (RMSE) sur l’IC passe de 0,22 à 0,03 kg d’aliment/kg poids vif (de 7,83 à 1,07 %), et celle sur le GMQ de 59,0 à 14,0 g de gain de poids vif par jour (de 7,32 à 1,86 %). Le pourcentage de porcs dans la gamme de paiement est néanmoins globalement surestimé par le modèle. Ces résultats montrent qu’après paramétrage, le modèle prédit les performances des élevages avec une erreur faible.

Ce chapitre retrace la troisième étape du travail de thèse, à savoir l’évaluation de la capacité de prédiction du modèle par comparaison entre données prédites et observées, et le développement d’une méthode pour utiliser le modèle en tant qu’outil d’aide à la décision (Figure III.1). Cette méthode de calibration du modèle sera incluse dans l’outil d’aide à la décision et mise en œuvre sur des élevages existants. Cette étape a aussi mis en lumière des besoins de nouvelles entrées du modèle (poids objectif).

From an individual-based model of a pig fattening unit to a decision support tool

A. Cadero^{1,2}, A. Aubry¹, J. Y. Dourmad², Y. Salaün¹ and F. Garcia-Launay²

¹ IFIP – Institut du porc, 35651 Le Rheu, France

² PEGASE, Agrocampus Ouest, INRA, 35590 Saint-Gilles, France

Abstract

European pig production is encountering many economic and environmental challenges. To address these challenges, farmers need tools to assess the sustainability of their production systems and to make changes to ensure their sustainability. Decision support tools can help farmers to simulate and understand the influence of their management practices on production system performance. In a previous article, we described a dynamic pig fattening unit model that considers individual variability in pig performance, farmers’ practices and animal management and estimated environmental impacts (through Life Cycle Assessment) and economic results of the unit. This model is intended to be included in a decision support tool, which requires appropriate parametrisation for on-farm application and assessment to guarantee the quality of predictions. The objective of the present article is to develop a process to adequately parametrise a model for on-farm use, apply it to the pig unit model, and evaluate it using external data from commercial farms. Twenty-one pig farms were surveyed in western France in 2015 to collect data on animal performance, batch and shipping management, and farming practices. The parametrisation process was divided into six steps which correspond to incremental parametrisation of the model using data collected in the survey. The first step consists of parametrising the inputs related to farm infrastructure and management. The second step consists of setting initial mean weight and age of pigs at the beginning of fattening equal to those observed on each farm. The third step consists of three successive parametrisations for targeted slaughter weight, mean protein deposition, and mean feed intake. Steps four, five and six are iterations of step three. Each input parametrisation step improved predictions, with a decrease in the squared bias, non-unity slope and lack of correlation between predicted and observed data. For slaughter weight (SW), the root mean squared error (RMSE) decreased from 3.25 to 0.83 kg (i.e. from 2.8 to 0.7% of mean SW). For average daily gain (ADG), the RMSE decreased from 58.9 to 14.3 g live weight (LW)/day (i.e. from 7.3 to 1.8% of ADG). For the feed conversion ratio (FCR), the RMSE decreased from 0.22 to 0.03 kg feed/kg LW (i.e. from 7.8 to 1.1% of mean FCR). Considering the final RMSE values, the parametrisation process developed appears suitable for calibrating the model for future use in a decision support system.

Keywords: farm management, model evaluation, decision support system, parametrisation, on-farm survey

1. Introduction

European pig production is encountering many economic and environmental challenges. To address these challenges, farmers need tools to assess the sustainability of their production systems and to make changes to ensure their sustainability. Decision support systems developed from models can help farmers to simulate and understand the influence of changes in their management practices on the economic and environmental performance of their production system (Gouttenoire *et al.*, 2011, Prost *et al.*, 2012). Most published pig fattening models do not simultaneously predict technical, economic and environmental results (Pomar *et al.*, 2003, Halas *et al.*, 2004, Lurette *et al.*, 2008, Niemi *et al.*, 2010, Chardon *et al.*, 2012, Ferguson, 2015), being developed only for research and not as a tool for on-farm application. We developed a dynamic pig fattening unit model that considers individual variability in pig performance, farmers’ feeding practices and animal management, and which predicts environmental impacts (through Life Cycle Assessment (LCA)) and economic results of the unit (Cadero *et al.*, 2017a). The model was built for two purposes. The first was to quantify interactions among farm management practices, animal characteristics, and farm infrastructure, and their influence on technical results, economic results, and environmental impacts of the unit. This should help to identify actions that will improve performance. The second was to incorporate this model into a decision support tool for on-farm advice. This tool should be able to assess the influence of changes in farm management practices or pig characteristics on performance. It is important to assess the predictive ability of the model before using it as a research model or as a decision support tool. In previous steps of the modelling process, model predictions were assessed using the authors’ expert knowledge (Cadero *et al.*, 2017a) and mean indicators of technical and economic performance available for French pig fattening units (IFIP, 2015). A detailed sensitivity analysis was also performed (Cadero *et al.*, 2017b). After verifying adequate behaviour of the model, formal comparison between predicted and observed values using independent data is an essential step in model evaluation (Bellocchi *et al.*, 2010, Hauschild *et al.*, 2012, White *et al.*, 2015). Objectives of the present article are (i) to develop a process to parametrise and use the model as a decision support tool on commercial farms, and (ii) to compare model predictions of technical indicators to observed data.

2. Materials and methods

a. Description of the fattening unit model

The fattening unit model is a discrete-event mechanistic model with stochastic biological traits (pig feed intake, growth potential, and risk of mortality) and a one-day time step (Cadero *et al.*, 2017a). The pig fattening system consists of the pig herd, farm management and farm infrastructure. The pig herd is divided into successive batches of pigs of the same age which are reared in the same room from the beginning of the fattening period until shipping to the slaughterhouse. Each pig is represented using an individual-based model adapted from the InraPorc model (van Milgen *et al.*, 2008). The InraPorc model simulates feed intake, body protein and lipid depositions, and the resulting growth and nutrient excretion of each pig. Each pig is attributed a profile, which includes initial live weight, mean protein deposition, a shape parameter of the protein deposition function, and two parameters that describe feed intake, to generate the appropriate structure of a pig herd according to Vautier *et al.* (2013). Farm management is represented by farmer practices and a calendar of events containing tasks to perform. At each time step of the simulation, the events corresponding to the current day are read in the calendar and processed. The practices include batch management, allocation of pigs to pens, feeding practices, and slaughter shipping practices. Farm infrastructure is represented by the number of fattening rooms, each with a number of pens of a given size, which are provided as input parameters. A buffer room can be used to extend the end of the fattening period for the lightest pigs which have not reached the minimum slaughter weight without economic penalties. Once the last pigs in a batch are moved to the slaughterhouse or to a buffer room, the fattening room is considered empty after a disinfection period and is then ready for a new batch. The model calculates technical, economic and environmental results for each fattening pig and for the unit as a whole. Environmental impacts of each slaughtered pig are estimated using LCA and consider impacts from the extraction of raw materials to the farm gate. More detailed description of the model and the LCA are found in Cadero *et al.* (2017a).

b. On-farm survey database

Twenty-one pig farms were surveyed in western France in 2015 to collect data on animal performance, batch and shipping management, and farming practices (Aubry *et al.*, 2016). Technical and economic indicators for the 21 farms were collected from GTE, the French technical and economic management database (IFIP, 2015). The number of shipments per batch was calculated from slaughter data (UNIPORC, <http://www.uniporc-ouest.com/>). Batch management and shipping practices identified in the survey varied (Figure III.2). Nearly half

Chap. III – Du modèle à l’outil de prédiction

of the farms (10) use a buffer-room to extend the fattening period of the lightest pigs. The feed sequence plan is one-phase for two farms and two-phase for the other 19. For feed rationing, four farms feed *ad libitum*, while the other 17 restrict feed to 2.6 kg/day. The scale of application of these feeding practices is the entire room for eight farms, but the individual pens for the other 13. On average, technical indicators of the 21 farms (Table III.1) lay within the ranges of values commonly encountered in France when considering specific production types such as the French “label rouge” or a cross-breeding multiplication farm.

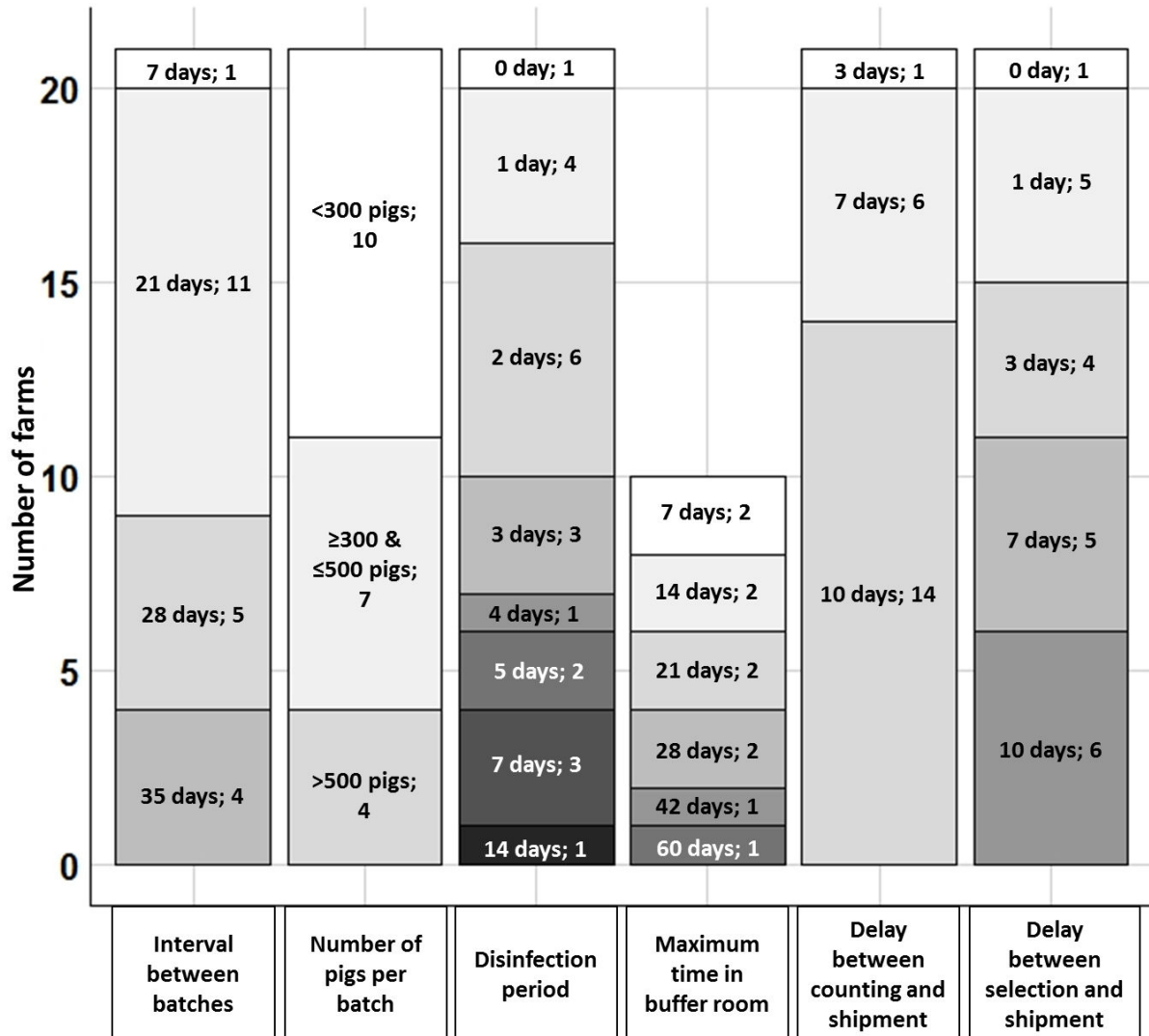


Figure III.2 - Batch management and shipping practices surveyed and the number of farms associated.

Table III.1 - Mean, standard deviation (SD), and minimum and maximum technical performances of the 21 surveyed farms, along with reference values (mean \pm SD) for feeding and breeding herds from the French database (n=1579, IFIP, 2015).

Technical performance	Surveyed farms				French database
	Mean	SD	Minimum	Maximum	
Initial live weight (kg)	34.1	6.0	25.5	50.1	31.5 (\pm 5.5)
Slaughter live weight (kg)	116.6	2.5	111.6	122.1	118.0 (\pm 3.2)
Mortality and loss rate (%)	2.9	1.1	1.0	5.3	3.7 (\pm 1.5)
Feed conversion ratio (kg/kg)	2.81	0.17	2.57	3.35	2.73 (\pm 0.18)
Average daily gain (g/d)	803	41	732	897	807 (\pm 56)
Cumulative feed intake (kg)	234	14.4	194	256	-
Lean content (%)	60.3	0.9	57.3	61.5	60.8 (\pm 0.8)
Pigs in slaughter weight range (%)	84.9	4.2	73.1	92.4	85.1 (\pm 6.2)
Number of shipments per batch	4.4	1.58	2.8	8.2	-

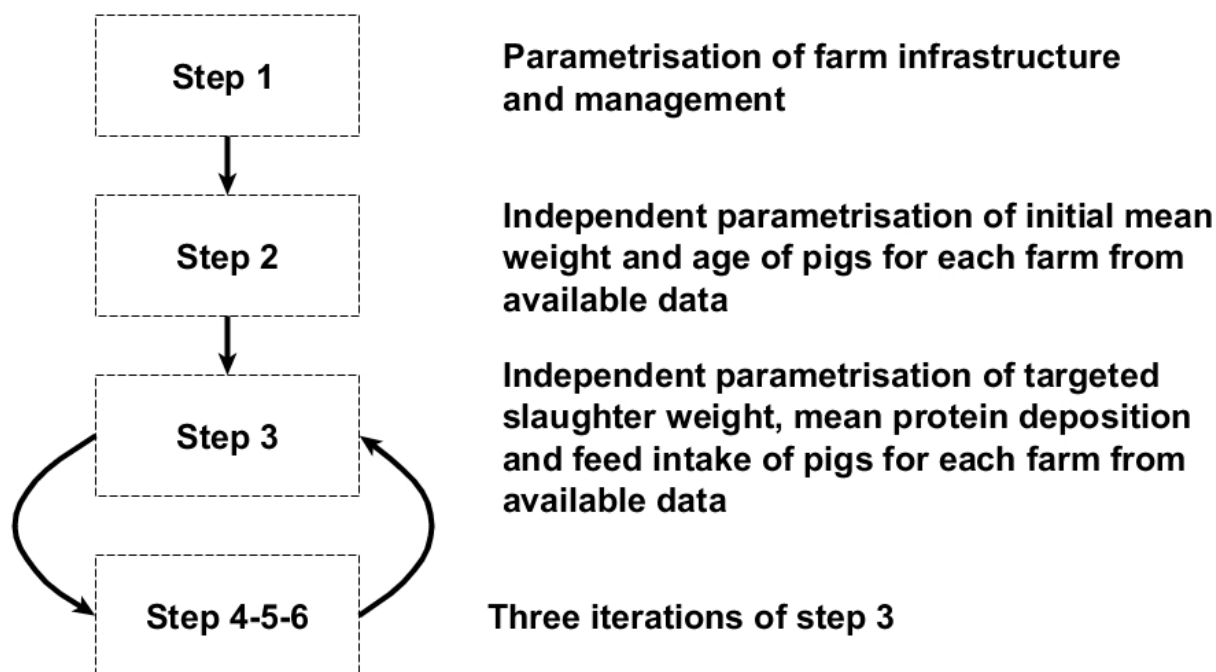


Figure III.3 - Steps of the model parametrization process to simulate the performance of the surveyed farms.

c. Parametrisation steps for model inputs

Data collected in the survey were used to parametrise each farm. The parametrization process is composed of six successive steps (Figure III.3). Step 1 consists of parametrising inputs related to descriptions of farm infrastructure and management obtained from the survey. Farm infrastructure includes the numbers of rooms, pens per room, places per pen,

the area allocated per place, and the size of the buffer room. Farm management includes the interval between successive batches, the duration of the disinfection period, the number of pigs per batch, and the maximum time kept in the buffer room before slaughtering. Shipping practices were also parametrised for each farm and include the number of days between counting pigs and shipping them to the slaughterhouse, and between selecting pigs for shipment and shipping them. The survey was also used to parametrise the mortality and loss rate.

The same animal population was used for all farms, corresponding to the population used in Cadero *et al.* (2017a, b). This population from the (Large White × Landrace) × (Large White × Pietrain) breed contained 1 000 male and 1 000 female pigs, and was generated using two mean animal profiles (Brossard *et al.*, 2014) according to the procedure of Vautier *et al.* (2013).

Since the survey contained no information about feed composition, feed intake and nutrient requirements of female pigs were used as the reference for feed formulation and were estimated with InraPorc® (2006). Two feeds, A and B, were formulated on a least-cost basis to contain 9.75 and 9.82 net energy (NE) MJ/kg respectively and to meet at least 100% of the requirements of standardised ileal digestible amino-acids for the mean female profile at 30 kg live weight (LW) (beginning of fattening) and 120 kg LW (target slaughter weight), i.e. 0.98 and 0.47 g digestible lysine (Dig Lys)/MJ NE, respectively. Using these feeds, two feed sequence plans (one-phase, two-phase) and two feed rationing plans (*ad libitum*, restricted to 2.6 kg/d) were designed, based on the feeding practices of the surveyed farms. Feeds A and B were then combined in proportions necessary to achieve amino-acid requirements at the beginning of each phase in the two-phase feed sequence plan. The two-phase strategy was designed to supply 0.98 g Dig Lys/MJ NE from 70 days of age to 65 kg LW (Feed A) and 0.75 g Dig Lys/MJ NE from 65 kg LW until slaughter (mixture of Feeds A and B). The one-phase feed sequence plan entailed distributing only Feed A. As most farms use liquid feed, the restricted rationing plan begins distributing feed at 4.5% of mean LW at the beginning of fattening, with an increase of 0.2 kg feed/week up to the plateau of 2.6 kg/d (Quiniou *et al.*, 2013).

As sensitivity analysis of the model indicated that mean initial LW had the greatest influence on model predictions (Cadero *et al.*, 2017b), step 2 (Figure III.3) consists of setting initial mean weight and age of pigs at the beginning of fattening equal to those observed on each farm. The feed rationing plan was also modified based on the observed mean initial LW to calculate the initial feeding level as a function of pig LW.

Step 3 consists of three successive parametrisations. First, the targeted slaughter weight was parametrised by comparing the predicted mean slaughter weight from step 2 to the

observed slaughter weight. The initially targeted slaughter weight, the middle of the slaughter weight range for carcass payment (i.e. 114.5 kg LW), was changed by adding (or subtracting) the difference between the predicted and observed mean slaughter weights. Based on simulation results using the parametrised targeted slaughter weight, mean protein deposition was parametrised by multiplying it by the ratio of observed average daily gain (ADG):predicted ADG. Then, based on simulation results using the parametrised targeted slaughter weight and mean protein deposition, feed intake (FI) was parametrised by multiplying it by the ratio of observed cumulative FI:predicted cumulative FI. Steps 4, 5 and 6 (section A of supplementary materials) are replicates of step 3, which remove the influence of the order in which these three inputs are parametrised.

d. Evaluation of model accuracy

Since the model was parametrised for initial LW, cumulative FI, slaughter weight and ADG, we first verified the accuracy of their prediction. Outputs with no direct association with input parametrisation (i.e. feed conversion ratio (FCR), lean content, percentage of pigs sent to the slaughterhouse in the range of slaughter weights with optimal payment, number of shipments to the slaughterhouse per batch) were used to assess the quality of model prediction. We calculated the root mean squared error (RMSE) to compare predicted and observed results:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (17)$$

where y_i is the observed value, \hat{y}_i is the predicted value, and n is the number of observed values (Piñeiro *et al.*, 2008, Wallach *et al.*, 2014).

We decomposed mean squared error into percentages due to squared bias (SB), non-unity slope (NU), and lack of correlation (LC) (Gauch *et al.*, 2003, Piñeiro *et al.*, 2008, Wallach *et al.*, 2014). SB measures the mean difference between predicted and observed results and reveals model trends for over- or underestimating the latter. NU is a function of the difference between the regression slope (of observed vs. predicted results) and 1. LC depends on how variations in observed and predicted results are correlated and represents the dispersal of the scatter plot. To calculate these values, we used the R function *goodness.of.fit* of the package *ZeBook* (Wallach *et al.*, 2014, R Development Core Team, 2016). As recommended, we placed observed results on the y-axis and predicted results on the x-axis when performing linear regression (Piñeiro *et al.*, 2008).

3. Results

RMSE, SB, NU, and LC were calculated for each step of the parametrisation process (Tables III.2 and III.3). RMSE of initial LW stabilised by step 2, in which mean initial age and LW of pigs were parametrised. RMSE decreased to 0.13 kg LW (i.e. 0.38% of mean initial LW) by step 6 and was explained mainly by LC, followed by SB. RMSE of mean slaughter weight stabilised around 0.84 kg LW (i.e. 0.72% of mean slaughter weight) by step 4 and was explained mainly by LC, followed by SB. In regressions of predicted vs. observed mean slaughter weights, slope increased from 0.06 to 0.89 from steps 1 to 6, respectively, while dispersal of the scatter plot decreased drastically (Figure III.4). RMSE of ADG stabilised by step 4, in which mean protein deposition was parametrised for the second time. Its RMSE decreased to 14.3 g LW (i.e. 1.77% of mean ADG) by step 6. Contributions of SB, NU, and LC to the error changed throughout the parametrisation steps for ADG, with most explained by SB in steps 1 and 2 (>70%), by LC in steps 3 and 4 (>80%), by SB and LC in step 5, and by SB and NU in step 6. RMSE of cumulative FI decreased throughout the parametrisation steps, decreasing to 1.53 kg feed (i.e. 0.65% of mean cumulative FI) by step 6. Contributions of SB, NU, and LC to the error changed throughout the parametrisation steps for cumulative FI, explained mainly by LC in steps 1, 2, 3, and 6 (>80%), and by SB and LC in steps 4 and 5.

RMSE of FCR decreased throughout the parametrisation steps, decreasing to 0.03 kg feed/kg LW gain (i.e. 1.07% of mean FCR) by step 6, and was explained mainly by NU and LC. The slope of the regression for FCR changed from -0.71 to 0.88 from steps 1 to 6, respectively, and dispersal of the scatter plot decreased drastically (Figure III.5). RMSE of lean content remained relatively constant throughout the steps, reaching 1.23% lean (i.e. 2.04% of mean lean content) by step 6, and was explained mainly by LC in steps 1, 2, and 3 (>59%), and by NU in steps 4, 5, and 6 (>52%). RMSE of the percentage of pigs in the target slaughter weight range for optimal payment remained relatively constant throughout the steps, reaching 12.9% (i.e. 15.2% of the mean percentage of pigs) by step 6, and was explained mainly by SB in all steps (>77%). RMSE of the number of shipments per batch remained relatively constant throughout the steps, reaching 1.71 shipments (i.e. 38.9% of the mean number of shipments per batch) by step 6, and was explained mainly by LC in all steps (>60%).

Table III.2 - Root mean squared error (RMSE), squared bias (SB), non-unity-slope (NU), and lack of correlation (LC) when comparing predicted and observed technical results of the 21 farms in steps 1-3 of the parametrisation process.

	Step 1				Step 2				Step 3			
	RMSE	SB ¹	NU	LC	RMSE	SB	NU	LC	RMSE	SB	NU	LC
Initial live weight (kg)	7.12	33.0	8.6	58.4	0.09	32.8	2.5	64.7	0.09	21.9	1.3	76.8
Slaughter live weight (kg)	3.25	3.0	40.6	56.4	2.44	2.8	1.6	95.7	0.97	46.9	8.6	44.4
Feed conversion ratio (kg/kg)	0.22	28.8	15.2	56.0	0.15	14.3	6.4	79.4	0.08	22.8	6.5	70.8
Average daily gain (g/d)	58.90	74.9	0.7	24.4	61.90	70.1	0.4	29.6	30.80	14.3	0.3	85.4
Cumulative feed intake (kg)	7.93	2.0	4.3	93.7	9.94	6.5	2.9	90.7	5.31	19.2	0.0	80.8
Lean content (%)	1.01	3.3	29.8	66.9	1.02	24.5	7.5	68.1	1.47	59.2	23.2	17.6
Pigs in slaughter weight range (%)	13.90	78.9	12.3	8.7	14.90	89.7	2.9	7.4	14.20	85.8	5.9	8.3
Number of shipments per batch	1.72	0.3	39.6	60.1	1.85	21.6	18.1	60.4	1.44	4.8	10.8	84.4

¹SB, NU and LC, expressed as percentage of the mean squared error, sum to 100%.

Table III.3 - Root mean squared error (RMSE), squared bias (SB), non-unity-slope (NU), and lack of correlation (LC) when comparing predicted and observed technical results of the 21 farms in steps 4-6 of the parametrisation process.

	Step 4				Step 5				Step 6			
	RMSE	SB ¹	NU	LC	RMSE	SB	NU	LC	RMSE	SB	NU	LC
Initial live weight (kg)	0.08	26.6	3.3	70.1	0.07	17.4	1.2	81.3	0.13	33.0	8.3	58.7
Slaughter live weight (kg)	0.84	61.7	2.4	35.9	0.69	46.8	2.7	50.5	0.83	16.7	13.3	69.9
Feed conversion ratio (kg/kg)	0.07	61.0	8.5	30.5	0.06	32.6	43.9	23.5	0.03	2.6	53.9	43.5
Average daily gain (g/d)	18.10	9.2	0.0	90.8	12.40	59.5	7.9	32.6	14.30	61.1	26.9	12.1
Cumulative feed intake (kg)	4.25	60.6	8.3	31.1	3.40	51.1	18.2	30.7	1.53	9.4	0.0	90.6
Lean content (%)	1.65	35.9	52.9	11.1	1.53	17.7	70.2	12.1	1.23	3.8	77.2	19.0
Pigs in slaughter weight range (%)	13.30	82.5	7.9	9.5	13.50	81.7	9.1	9.3	12.90	77.2	12.8	10.0
Number of shipments per batch	1.58	2.2	20.1	77.7	1.58	4.6	20.0	75.4	1.71	11.3	20.7	68.0

¹SB, NU and LC, expressed as percentage of the mean squared error, sum to 100%.

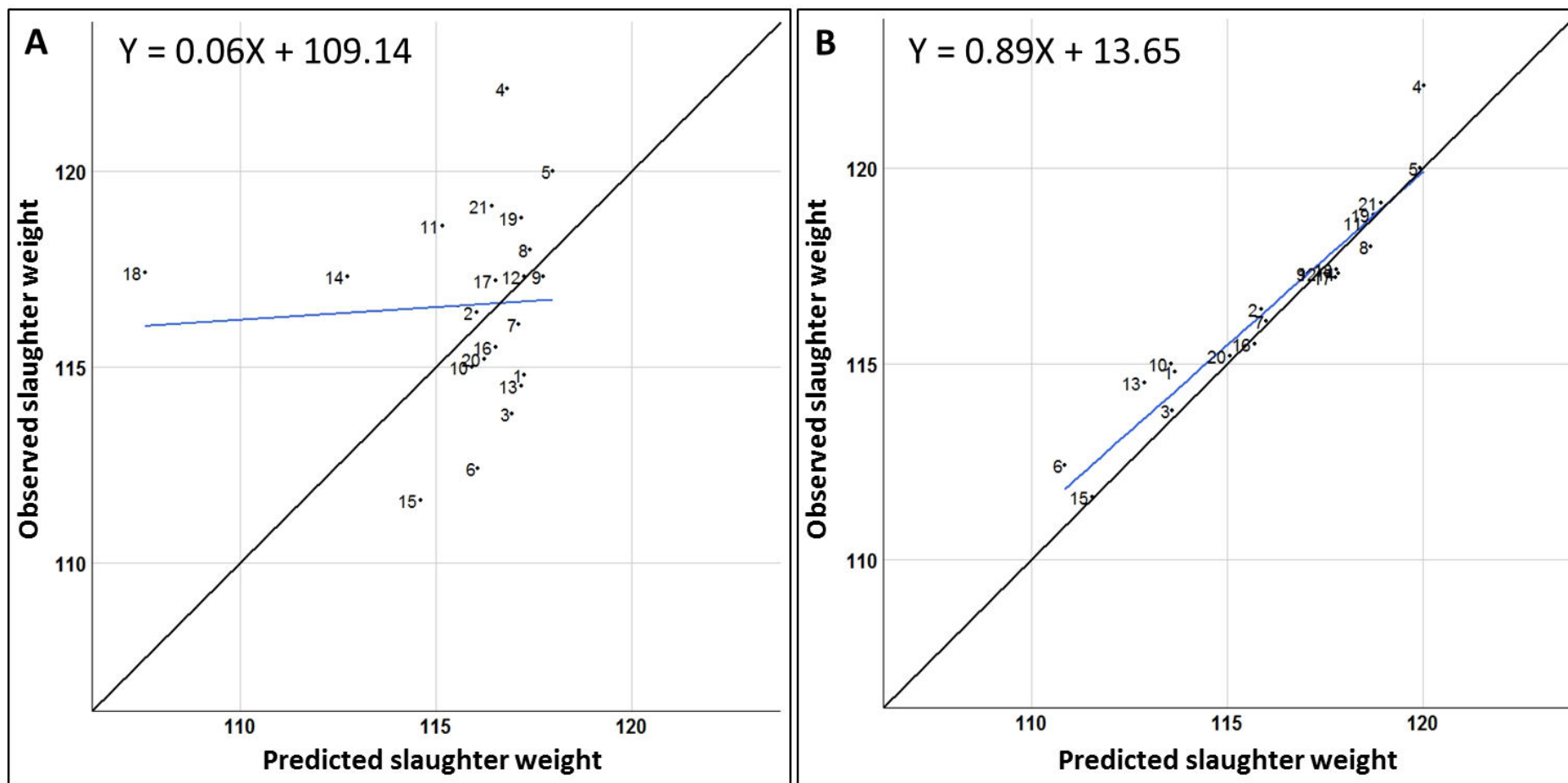


Figure III.4 - Comparison of observed and predicted values of slaughter weight for 21 farms from (A) step 1 to (B) step 6 of the parametrisation process. The blue line is the regression line, and the black line is the bisector.

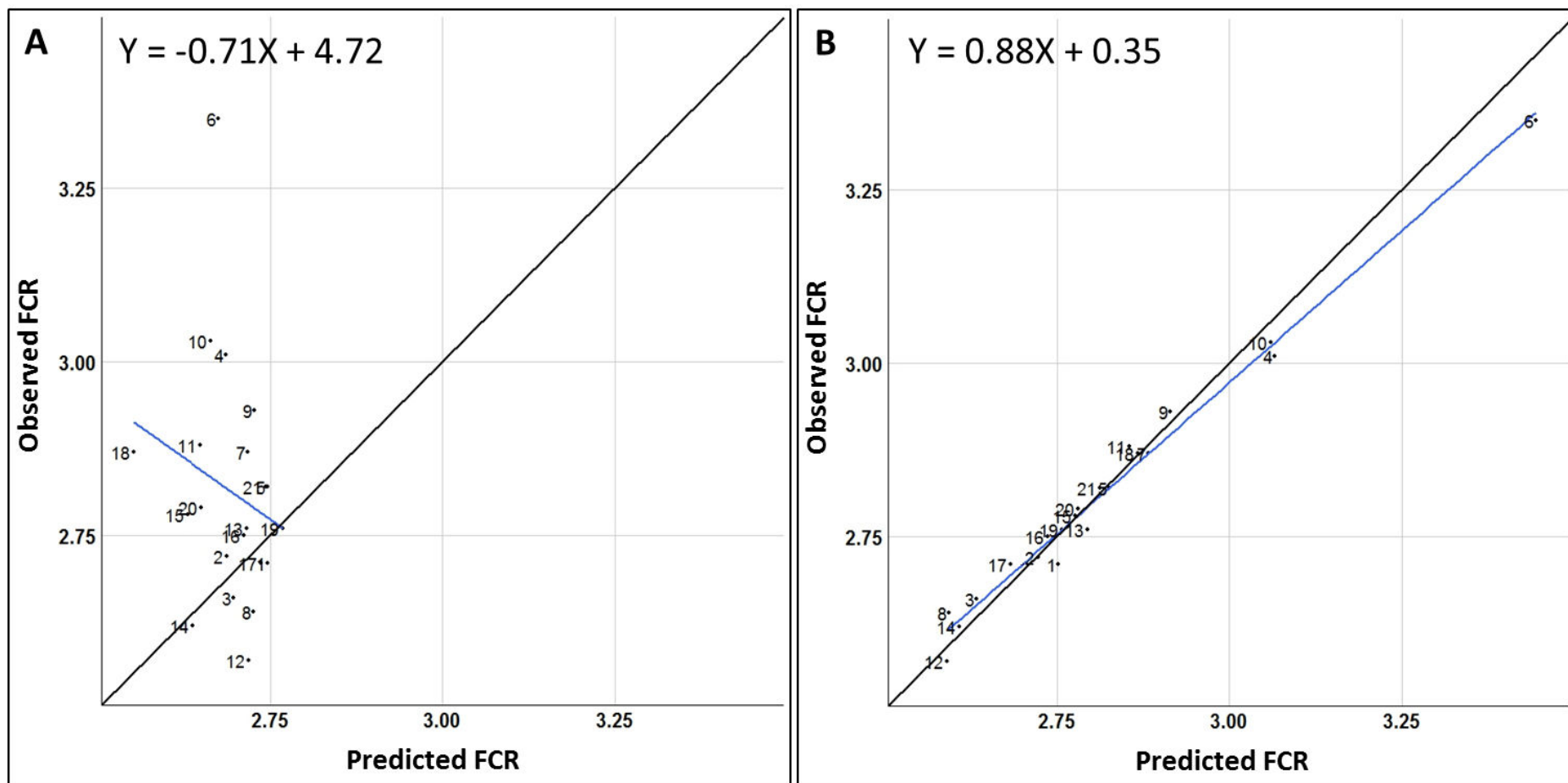


Figure III.5 - Comparison of observed and predicted values of the feed conversion ratio (FCR) for 21 farms from (A) step 1 to (B) step 6 of the parametrisation process. The blue line is the regression line, and the black line is the bisector.

4. Discussion

Technical results of 21 surveyed pig fattening units were compared to predictions of an individual-based dynamic model to assess the model’s utility for research and as a decision support tool.

a. Evaluating the predictive ability of the model

The model adequately predicted nearly all technical outputs of the surveyed farms. Relative RMSE was less than 2% for initial LW, slaughter weight, FCR, ADG, cumulative FI, and just over 2% for lean content. Hauschild *et al.* (2012) developed a model that also predicts growth and feed intake of pigs and estimates individual daily amino acid requirements. They compared predicted mean growth and feed intake for one batch of fattening pigs to observed data from Pomar *et al.* (2007) and considered variability among pigs. They calculated a relative mean absolute error (Wallach *et al.*, 2014) of 1.85% for slaughter weight, which is slightly higher than the 0.49% we obtained from a wider diversity of farms. This difference may be due to their model not representing shipping practices.

RMSE of predicted lean content was just over 2% of the mean value. Although this value is low, it is significant given lean content’s economic importance. We assumed that model accuracy would increase with additional information about feed composition. As the survey contained no information about feed nutrient content, we assumed average nutritional contents. Feed composition influences amino-acid and energy supplies and, consequently, protein and lipid deposition (Le Bellego *et al.*, 2002, van Milgen *et al.*, 2008, Kil *et al.*, 2013). The energy content of feed ingredients is important because it determines the amount of energy in the diet, which regulates voluntary feed intake of pigs, which tend to feed until their energy requirements are fulfilled (Nyachoti *et al.*, 2004). Variability in lysine content in body protein or lysine requirements among pigs (Mahan and Shields, 1998) might also explain some of the prediction error, as our growth submodel does not represent them due to insufficient knowledge (van Milgen *et al.*, 2008).

The model predicted certain results less accurately, such as percentage of pigs slaughtered in the optimal weight range for carcass payment (relative RMSE = 15.2%) and the number of shipments per batch (relative RMSE = 38.9%). This may be related to specific restrictions or practices that are not represented in the model, such as an occasional technical problem in a pen or a room, unavailability of the truck to transport animals to the slaughterhouse, or mixing different batches in the same room. The information collected during the interviews may also have lacked accuracy, as farmers often did not know certain information, such as the number of shipments per batch. In the model, the "farmer" knows the exact weight of

each pig, which is often not the case in real life. It would thus be useful to investigate and estimate the influence of farmers’ estimates of pig weight, as sensitivity analysis of the model indicated that this criterion influences the percentage of pigs in the optimal slaughter weight range (Cadero *et al.*, 2017b). The future development of precision feeding is expected to provide consistent and automated weighing of pigs and will consequently increase farmers’ knowledge about actual pig weight. Another reason for inaccuracy in the predicted number of shipments is that the model does not represent the full diversity of practices. For instance, for practical reasons, one of the surveyed farmers sent all pigs from the same pen to the slaughterhouse in the same shipment because he was considering the mean weight of pigs in the pen instead of each pig’s weight, as in the model. Thus, maximising income is not always the only objective; human decisions contain random variations that are not easily predicted.

b. Using the parametrisation process in the decision support tool

The model input parametrisation process appears essential to accurately reproduce the performance of a given farm. This was observed with the InraPorc model when predicting fattening pig or sow performance (van Milgen *et al.*, 2008; Dourmad *et al.*, 2008). Therefore, parametrisation appears essential for developing the decision support tool. The following input parameters will be parametrised: i) farm infrastructure, which is easily available when visiting a farm; ii) the most influential parameters, such as the mean initial LW of pigs; and iii) in an iterative process, influential parameters such as targeted slaughter weight, mean protein deposition and intake coefficient, which were not included in the survey but can be approximated.

The model can be used in research to study the influence of management strategies, pig characteristics, and farm infrastructure on fattening unit performance, or after parametrisation as a decision support tool for on-farm advice. An approach similar to that used to parametrise InraPorc (van Milgen *et al.*, 2008) can also be developed. The InraPorc parametrisation process includes description of a feeding strategy and an animal profile. The feeding strategy consists of a feed rationing plan and a feed sequence plan. The animal profile is a set of parameters that describe feed intake and growth potential of pigs under farm conditions. Calibrating an average animal profile requires iterations to reproduce the observed data (i.e. FI, ADG) accurately. This step will be automated using an optimization process. The population profile will then be generated using the approach developed by Vautier *et al.* (2013). If predicting higher growth rates on a farm than those observed, a parametrised model may indicate a disturbance, such as health, feeding, or structural problems.

5. Conclusion

Comparison of predicted and observed performances of pig fattening units highlighted the importance of model parametrisation. We have identified essential steps for using the fattening unit model of Cadero *et al.* (2017a) as a decision support tool for on-farm advice. Model evaluation via expert knowledge (Cadero *et al.*, 2017a), sensitivity analysis (Cadero *et al.*, 2017b), and comparison of predicted and observed results suggest that it is an appropriate tool for research and practice. These evaluations indicated that the most important model inputs for accurately predicting farm results are pig characteristics, which must be as accurate as possible. The model can simulate combinations of management, pig, and building characteristics and compare their influence on farm performance. It can help identify consequences of improving input efficiency, such as changing feeding practices (e.g. increasing precision, adapting to individuals), improving inputs (e.g. replacing chemical inputs with biological inputs), or redesigning management practices (e.g. decreasing pig density per pen or room to increase growth).

Acknowledgements

This study was supported by CIFRE Ph.D. funding from ANRT (French National Association of Research and Technology) and co-funding from the MOGADOR project (2014-2017) of the “targeted research and innovation” (CASDAR) programme of the French Ministry of Agriculture, Agrifood, and Forestry. The authors would like to thank F. Brun for advice on model evaluation, and M. Lescot, who surveyed the farmers during her M.Sc. internship at IFIP.

6. Supplementary materials

A. Model inputs for the 21 farms

Two farms had less common management practices. One farm (no. 4) produced pigs for a high-quality label (French “label rouge”), which has lower animal density (1.10 m²/pig instead of 0.70 m²/pig) (<http://www.inao.gouv.fr/>). It also had different intervals between batches, with a four-batch cycle of 35 days, 35 days, 35 days, and 42 days. As the model requires the same interval between each batch, the interval was set to an average interval of 37 days, and the number of fattening rooms and the duration of fattening were verified to be the same as those in the four-batch cycle. The other farm (no. 6) was a cross-breeding multiplication farm with specific breeds; most female pigs were not slaughtered, instead being sold to commercial farms as replacement gilts.

Table III.A.1. Main model inputs used to simulate farms no.1-6 in step 6.

Input	Farm no. 1	Farm no. 2	Farm no. 3	Farm no. 4	Farm no. 5	Farm no. 6
Batch management (day)	21	7	28	37	35	21
Minimum weight range (kg live weight)	101	101	101	101	101	101
Maximum weight range (kg live weight)	128	128	128	128	128	128
Minimum optimal weight range (kg live weight)	107	107	107	107	107	107
Maximum optimal weight range (kg live weight)	122	122	122	122	122	122
Targeted slaughter weight (kg live weight)	115.5	117.1	112.4	124.6	117.5	111.2
Delay between counting and shipment (day)	10	7	7	10	7	10
Delay between sorting and shipment (day)	3	7	7	1	7	10
Delay between two countings (day)	7	7	7	7	7	7
Pig allocation to pens	By weight	By weight	By weight	By weight	By weight	By weight
Number of fattening rooms	6	16	4	3	4	5
Number of pens per room	72	12	32	24	40	12
Area allocated per place (m ²)	0.8	0.65	0.65	1.1	0.74	0.65
Number of places per pen	12	25	12	13	10	20
Use of a buffer room	No	No	No	Yes	Yes	No
Capacity of the buffer room ¹	-	-	-	0.01	0.04	-
Maximum time kept in the buffer room (day)	-	-	-	21	60	-
Feed rationing plan	Restriction	Restriction	Restriction	Restriction	Restriction	Restriction
Feed sequence plan	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase
Level at which the plans are applied	Room	Room	Room	Pen	Pen	Room
Feed rationing plan in the buffer room	Ad libitum	Ad libitum	Ad libitum	Ad libitum	Ad libitum	Ad libitum
Feed sequence plan in the buffer room	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase
Disinfection period (day)	2	4	1	2	14	2
Mean initial live weight (kg live weight)	25.5	29.3	27	43.6	30.8	39.7
Mean initial age (day)	68	74	70	86	72	87
Feed intake coefficient ²	0.88	0.99	0.96	0.85	0.94	0.98
Protein deposition coefficient ²	0.90	0.96	0.98	0.88	0.97	0.69
Mortality and loss rate (%over the whole fattening period)	2.8	3.7	5.3	1.0	4.9	1.2

¹ Proportion of the total number of places on the farm

² Proportion of the InraPorc prediction

Table III.A.2. Main model inputs used to simulate farms no.7-11 in step 6.

Input	Farm no. 7	Farm no. 8	Farm no. 9	Farm no. 10	Farm no. 11
Batch management (day)	21	21	21	35	21
Minimum weight range (kg live weight)	101	101	101	101	101
Maximum weight range (kg live weight)	128	128	128	128	128
Minimum optimal weight range (kg live weight)	107	107	107	107	107
Maximum optimal weight range (kg live weight)	122	122	122	122	122
Targeted slaughter weight (kg live weight)	114.3	116.4	115.8	113.2	117.7
Delay between counting and shipment (day)	10	10	10	10	10
Delay between sorting and shipment (day)	10	10	10	10	10
Delay between two countings (day)	7	7	7	7	7
Pig allocation to pens	By weight	By weight	By weight and sex	By weight	By weight
Number of fattening rooms	6	6	6	3	5
Number of pens per room	35	12	68	17	20
Area allocated per place (m ²)	0.7	0.7	0.7	0.65	0.65
Number of places per pen	16	17	12	14	13
Use of a buffer room	Yes	No	No	Yes	No
Capacity of the buffer room ¹	0.01	-	-	0.05	-
Maximum time kept in the buffer room (day)	14	-	-	7	-
Feed rationing plan	Restriction	Ad libitum	Restriction	Restriction	Restriction
Feed sequence plan	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase
Level at which the plans are applied	Room	Pen	Pen	Pen	Pen
Feed rationing plan in the buffer room	Ad libitum	Ad libitum	Ad libitum	Ad libitum	Ad libitum
Feed sequence plan in the buffer room	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase
Disinfection period (day)	5	7	7	1	2
Mean initial live weight (kg live weight)	33.8	32.7	36.6	36.5	38.2
Mean initial age (day)	75	73	83	82	84
Feed intake coefficient ²	0.96	0.88	0.91	0.99	0.96
Protein deposition coefficient ²	0.92	1.08	0.92	0.83	0.96
Mortality and loss rate (%over the whole fattening period)	1.9	1.5	2.9	2.3	2.5

¹ Proportion of the total number of places on the farm

² Proportion of the InraPorc prediction

Table III.A.3 Main model inputs used to simulate farms no. 12-16 in step 6.

Input	Farm no. 12	Farm no. 13	Farm no. 14	Farm no. 15	Farm no. 16
Batch management (day)	28	28	35	21	28
Minimum weight range (kg live weight)	101	101	101	101	101
Maximum weight range (kg live weight)	128	128	128	128	128
Minimum optimal weight range (kg live weight)	107	107	107	107	107
Maximum optimal weight range (kg live weight)	122	122	122	122	122
Targeted slaughter weight (kg live weight)	118.6	115.2	118.6	111.0	114.0
Delay between counting and shipment (day)	7	7	3	7	10
Delay between sorting and shipment (day)	7	7	1	3	1
Delay between two countings (day)	7	7	7	7	7
Pig allocation to pens	By weight and sex	By weight	By weight	By weight	By weight
Number of fattening rooms (room)	4	4	3	5	4
Number of pens per room (pen)	12	24	20	20	24
Area allocated per place (m ² /place)	0.65	0.7	0.8	0.65	0.65
Number of places per pen (place/pen)	20	20	23	10	10
Use of a buffer room	Yes	No	No	Yes	Yes
Capacity of the buffer room ¹	0.05	-	-	0.05	0.06
Maximum time kept in the buffer room (day)	7	-	-	21	28
Feed rationing plan	Ad libitum	Restriction	Ad libitum	Restriction	Restriction
Feed sequence plan	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase
Level at which the plans are applied	Room	Pen	Pen	Pen	Room
Feed rationing plan in the buffer room	Ad libitum	Ad libitum	Ad libitum	Ad libitum	Ad libitum
Feed sequence plan in the buffer room	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase
Disinfection period (day)	3	0	7	1	2
Mean initial live weight (kg live weight)	26.1	30.1	37.8	34.3	31.3
Mean initial age (day)	67	75	80	79	74
Feed intake coefficient ²	0.95	0.87	0.94	0.94	0.96
Protein deposition coefficient ²	1.03	0.90	1.09	0.93	0.97
Mortality and loss rate (%over the whole fattening period)	3.3	3.0	2.6	2.4	3.0

¹ Proportion of the total number of places on the farm

² Proportion of the InraPorc prediction

Table III.A.4. Main model inputs used to simulate farms no. 17-21 in step 6.

Input	Farm no. 17	Farm no. 18	Farm no. 19	Farm no. 20	Farm no. 21
Batch management (day)	21	21	28	21	21
Minimum weight range (kg live weight)	101	101	101	101	101
Maximum weight range (kg live weight)	128	128	128	128	128
Minimum optimal weight range (kg live weight)	107	107	107	107	107
Maximum optimal weight range (kg live weight)	122	122	122	122	122
Targeted slaughter weight (kg live weight)	116.7	113.9	117.4	113.6	118.8
Delay between counting and shipment (day)	10	10	10	10	10
Delay between sorting and shipment (day)	0	1	3	3	1
Delay between two countings (day)	7	7	7	7	7
Pig allocation to pens	By weight	By weight	By weight	By weight	By weight and sex
Number of fattening rooms (room)	6	4	4	5	6
Number of pens per room (pen)	16	8	36	18	25
Area allocated per place (m ² /place)	0.67	0.65	0.65	0.65	0.65
Number of places per pen (place/pen)	13	13	16	12	13
Use of a buffer room	Yes	Yes	Yes	No	Yes
Capacity of the buffer room ¹	0.01	0.03	0.065	-	0.05
Maximum time kept in the buffer room (day)	21	42	28	-	15
Feed rationing plan	Restriction	Ad libitum	Restriction	Restriction	Restriction
Feed sequence plan	Two-phase	One phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase
Level at which the plans are applied	Pen	Room	Pen	Pen	Pen
Feed rationing plan in the buffer room	Ad libitum	Ad libitum	Ad libitum	Ad libitum	Ad libitum
Feed sequence plan in the buffer room	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase	Two-phase
Disinfection period (day)	5	1	3	2	3
Mean initial live weight (kg live weight)	31.9	50.1	32..2	37.7	29.7
Mean initial age (day)	79	89	77	87	73
Feed intake coefficient ²	0.80	0.98	0.94	0.89	0.96
Protein deposition coefficient ²	1.02	1.00	1.01	0.95	0.96
Mortality and loss rate (%over the whole fattening period)	4.4	2.7	2.0	3.5	3.1

¹ Proportion of the total number of places on the farm

² Proportion of the InraPorc prediction

Chapitre IV – Expérimentation virtuelle

Chap. IV – Expérimentation virtuelle

Ce chapitre fera l'objet d'une publication dans une revue internationale à comité de lecture.

Les élevages porcins européens font face à des enjeux économiques et environnementaux. La modélisation peut être un moyen pour aider les éleveurs à simuler et comprendre les effets de changements dans leur gestion sur l'efficacité de leur système de production. Dans cette optique, nous avons construit un modèle de l'atelier d'engraissement porcin, prenant en compte la variabilité des performances entre individus, les pratiques d'alimentation et la conduite d'élevage, et estimant les impacts environnementaux (par ACV) et les résultats économiques de l'atelier. Dans des études précédentes, nous avons montré que ce modèle fournit des prédictions fiables des performances de l'atelier selon différentes combinaisons de pratiques, caractéristiques des animaux et infrastructures. Nous avons mis en place une expérimentation virtuelle afin d'évaluer comment les interactions entre pratiques d'alimentation et conduite d'élevage modifient les performances de l'atelier en contexte sanitaire sain ou dégradé.

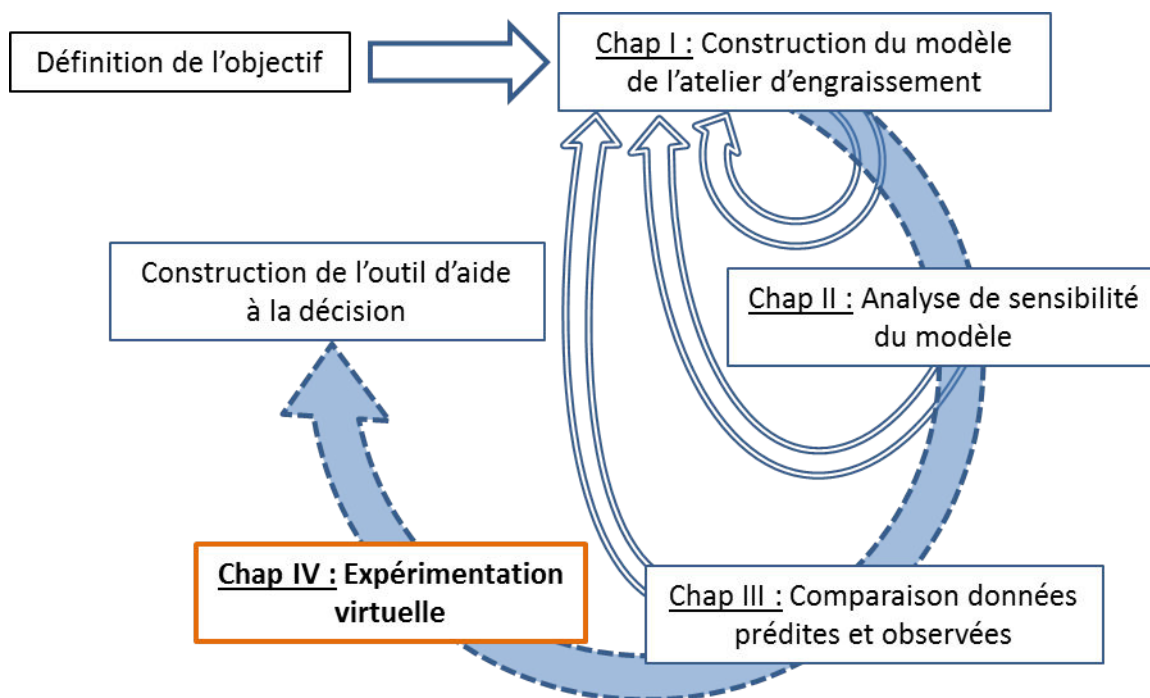


Figure IV.1 - Démarche de travail effectuée durant la thèse. Le chapitre IV correspond à la dernière étape de cette démarche.

Enjeu méthodologique 4 : Comment réaliser une expérimentation virtuelle à l'aide du modèle de l'atelier d'engraissement et comment analyser les résultats obtenus ?

Notre expérimentation virtuelle était composée de 96 scénarios, représentant un plan complet croisant les niveaux des six entrées du modèle choisies, i.e. conduite en bandes, utilisation (ou non) d'une salle tampon pour la gestion des porcs les plus légers, séquence

Chap. IV – Expérimentation virtuelle

alimentaire, plan de rationnement, échelle d'application de ces pratiques d'alimentation (i.e. salle, case, individu), et statut sanitaire du troupeau. Les effets des entrées ont été testés à l'aide des 96 scénarios au travers d'une analyse de variance, et une typologie des scénarios a été construite à l'aide d'analyses multivariées.

Question spécifique 4 : Comment les interactions entre pratiques d'alimentation et conduite des animaux modifient les résultats techniques, économiques et environnementaux de l'atelier en contexte sanitaire sain ou dégradé ?

La population à haut niveau sanitaire est marquée par une marge supérieure (11,2 vs. 1,5 €/porc) et des impacts environnementaux inférieurs (e.g. 2,24 vs. 2,38 kg CO₂-eq/ kg gain de poids vif) à la population à niveau sanitaire dégradé. La restriction alimentaire, la séquence multiphase journalière, et l'alimentation individuelle améliorent les performances économiques et environnementales de l'atelier, quel que soit son statut sanitaire. S'approcher au plus près des besoins nutritionnels individuels des porcs semble être une solution appropriée pour améliorer le revenu de l'élevage et réduire ses impacts quel que soit son statut sanitaire.

Ce chapitre retrace la dernière étape du travail de thèse, à savoir l'évaluation de l'effet des interactions entre pratiques d'alimentation, conduite en bandes, et statut sanitaire du troupeau sur les performances de l'atelier d'engraissement porcin (Figure IV.1). Cette étape a permis de mettre en œuvre une méthode d'utilisation du modèle pour la recherche.

Impact of interaction between feeding practices, sanitary status, and infrastructure constraints on technical, economic and environmental performance of a pig fattening unit, a modelling approach

A. Cadero^{1,2}, A. Aubry¹, J. Y. Dourmad², Y. Salaün¹ and F. Garcia-Launay²

¹ IFIP – Institut du porc, 35651 Le Rheu, France

² PEGASE, Agrocampus Ouest, INRA, 35590 Saint-Gilles, France

Abstract

European pig production is facing economic and environmental challenges. Modelling can be a way to help farmers simulating and understanding the effect of changes in their management on the efficiency of their production system. We developed an individual-based model of the pig fattening unit that considers individual variability in performance among pigs, farmers' feeding practices and animal management, and estimates environmental impacts (through Life Cycle Assessment) and economic results of the unit. We previously demonstrated that this model provides reliable estimates of the farm performance according to different combinations of management, pig types and building characteristics. The objectives of this study were to quantify how interactions between feeding practices and animal management modify fattening unit results in healthy or impaired health sanitary context using the previously developed model. A virtual experiment was designed in order to evaluate effects of interaction between feeding practices, health status of the pig herd, and infrastructure constraints on technical performance, economic results and environmental impacts of the unit. This virtual experiment plan was composed of 96 scenarios, crossing chosen values of six input parameters of the model i.e. the batch interval, the use (or not) of a buffer room for the management of lightest pigs, the feed rationing and sequence plans, the scale of application of the feeding programs (i.e. room, pen, individual), and the health status of the pig herd. The effects of the factors were tested using the 96 scenarios through a variance analysis, and a typology of the different scenarios was built from multivariate data analyses. Healthy population induced higher economic results (11.2 vs. 1.5 €/pig) and lower environmental impacts (e.g. 2.24 vs. 2.38 kg CO₂-eq/ kg pig live weight gain) than the impaired health population. Restriction, daily-phase, and individual feedings improved economic and environmental performance of the unit in both health statuses. Approaching more closely the pigs' nutritional requirements seems to be an appropriate solution to increase the income of farms regardless the health status of the unit. The establishment in routine of precision feeding in pig farms can

therefore provide an answer to the economic and environmental challenges faced by pig farms.

Keywords: Virtual experiment; Growing pig, Feeding practices, Batch management, Health status;

1. Introduction

European pig production is facing economic and environmental challenges. The cost of feed weighs 60-75% of the total pig production cost, in which fattening feed weighs 52-76% (AHDB, 2016). Pig production systems could have a significant impact on water eutrophication, acidification, and Green House Gas (GHG) emissions (McAuliffe *et al.*, 2016), and fattening pigs contribute to 70% of total phosphorus (P) and nitrogen (N) excretions in a farrow-to-finish farm (Dourmad *et al.*, 1999). The main field explored to improve economic and environmental performance of the pig unit is feeding strategy (Dourmad and Jondreville, 2007, Dubeau *et al.*, 2011, Pomar *et al.*, 2014). It has also been studied in interaction with sanitary condition of pigs, which impacts the level of their performance (Pastorelli *et al.*, 2012, van der Meer *et al.*, 2016). The effect of shipping practices and batch management on economic results (Rivest, 2008, Ferguson, 2015) and their effect in interaction with sanitary condition of pig herd on technical performance have also been investigated (Lurette *et al.*, 2011). However, to our best knowledge, no study has already estimated the effect of interaction between feeding practices, batch management and health status of the pig herd on technical, economic and environmental performance of the pig fattening unit.

Modelling can be a way to help farmers simulating and understanding the impact of changes in their management on the efficiency of their production system (Gouttenoire *et al.*, 2011). We therefore developed a dynamic pig fattening unit model that considers individual variability in performance among pigs, farmers' feeding practices and animal management, and estimates environmental impacts (through Life Cycle Assessment) and economic results of the unit (Cadero *et al.*, 2017a). This model has succeeded three evaluations (an expert knowledge based evaluation (Cadero *et al.*, 2017a), a sensitivity analysis (Cadero *et al.*, 2017b), and a comparison between predicted and observed data (Cadero *et al.*, 2017c)), suggesting that it can be used as an appropriate tool to test different combinations of management, pig and building characteristics and their consequences on the farm performance. The objectives of this article were (i) to perform a virtual experiment using the fattening unit model in order (ii) to quantify how interactions between feeding

practices and animal management impact fattening unit results, both in healthy or impaired health sanitary context.

2. Material and methods

a. Description of the fattening unit model

The fattening unit model is a discrete-event, mechanistic, stochastic (for biological traits as pig feed intake, growth potential and risk of mortality) model with a one-day time step (Cadero *et al.*, 2017a). The pig fattening unit is composed of a pig herd, a farm management strategy defined by the farmer and a farm infrastructure. The pig herd is organized in successive batches of pigs of the same age being reared in the same room during the whole fattening period, until shipping to the slaughterhouse. Each pig is represented using an individual-based model based on the InraPorc model (van Milgen *et al.*, 2008). The InraPorc model simulates feed intake, deposition of body protein and lipid, and the resulting growth and nutrient excretion of each pig. Each animal is attributed a profile defined from its initial body weight (BW_i), mean protein deposition (PD_m), a shape parameter of the protein deposition Gompertz function (BGompertz), and two parameters describing its feed intake (a and b), set according to Vautier *et al.* (2013). Farm management is represented by farmer's practices and a calendar of events planning the tasks to perform. The practices include batch management, rule for allocation of pigs to pens, feeding practices and slaughter shipping practices. Farm infrastructure is described by a number of fattening rooms, including each a number of pens of a given size. A buffer room can be used at the end of the fattening period to extend its duration for the lightest pigs which have not reached the minimum slaughter weight, avoiding economic penalties (in the French market context). The model calculates technical, economic and environmental results for each pig then globally for the unit. Environmental impacts of each slaughtered pig are calculated using LCA, taking into account impacts from the extraction of raw materials to the farm gate. More detailed description of the model and of LCA performed by the model can be found in Cadero *et al.* (2017a).

b. Virtual experiment plan

A virtual experiment using the fattening unit model was designed in order to evaluate the effects of interactions between feeding practices, health status of the pig herd, and infrastructure constraints on technical performance, economic results and environmental impacts of the unit.

Table IV.1 - Inputs and values chosen to build the 96 scenarios of the virtual experiment plan.

Inputs	Value 1	Value 2	Value 3	Comments
Batch interval, day	7	35		Interval between arrival of two batches in the farm
Population of pigs	Healthy	Impaired health		Health status of the population of pigs used
Feed sequence plan	Two-phase (2P)	Daily-phase (DP)		
Feed rationing plan	<i>Ad libitum</i> (Adl)	Restriction to 2.5 kg/d (Res)		
Scale of application of feed plans	Individual (Ind)	Pen	Room	Use of individual or group mean performance of pigs to applicate feed plans
Use of a buffer room	Yes	No		

The virtual experiment plan was composed of 96 scenarios, crossing chosen values of six parameters of the model (Table IV.1): the batch interval, the use or not of a buffer room for the management of lightest pigs, the feed rationing and sequence plans, the scale of application of the plans (i.e. mean performance of pigs of the same room, same pen, or individual), and the health status of the pig herd. The healthy pig population corresponds to the population used in Cadero *et al.* (2017a, b) and Brossard *et al.* (2014). This population from (Large White x Landrace) x (Large White x Pietrain) genotype is constituted of 1 000 male and 1 000 female pigs, generated using two average animal profiles (Brossard *et al.*, 2014) according to the procedure described in Vautier *et al.* (2013). The impaired health pig population was derived from the healthy population by applying a reduction in feed intake (FI) and average daily gain (ADG), according to the meta-analysis from Pastorelli *et al.* (2012), and an increase of mortality. The extent of performance reduction was assumed as an average of reductions induced by either digestive bacterial infections, poor housing conditions, or respiratory diseases (Pastorelli *et al.*, 2012). This corresponds to 9.4 % reduction of FI and 14.1 % reduction of ADG. To obtain these reduction rates with the model, we first reduced the FI by 9.4% and the protein deposition (PD) by 14.1%, but it resulted in a decrease of 10% of the FI. After calibration, the corresponding reduction parameters of the model were 8.9% for FI and 14.1% for PD each day of the simulation in the model. The mortality rates came from the data of the farrow-to-finish farms in the French 2015 national network (IFIP, 2016). The average value, i.e. 2.65% was considered as the standard value for the healthy population, and the average mortality rate of the 30% of the network farms with highest mortality, i.e. 4.25%, was applied to the impaired health population. Each simulated batch was composed of 400 pigs, which is the mean value in French fattening units (IFIP, 2016).

35-days and 7-days intervals between two batches were chosen because they are linked to contrasted numbers of batches in the farm (4 vs. 20 batches), with more or less constraint for shipping scheduling, and contrasted numbers of fattening rooms (3 vs. 17 rooms), resulting also in a difference in the number of days available for the fattening of each batch (102 vs. 115 days). A buffer room can be used at the end of the fattening period, for a maximum duration of 21 days, to allow the lightest pigs reaching the slaughter weight required for getting free of penalties. The capacity of the buffer room corresponds to 5 % of the total number of places in the farm, i.e. 340 places for 7-days batch interval and 60 places for 35-days batch interval.

Pigs were allocated by weight in pens, and were fed according to either their individual weight (Ind) corresponding to a precision feeding strategy (Andretta *et al.*, 2016), to the mean weight in the pen (Pen), or to the mean weight in the room (Room). The “Restriction

to 2.5 kg/d” (Res) rationing plan simulates *ad libitum* distribution up to a ceiling of 2.5 kg of feed per pig and per day. FI and nutrient requirements of female pigs were used as the reference for feed formulation and were estimated with InraPorc® (2006). Two feeds, A and B, were formulated on a least-cost basis to contain 9.75 MJ of net energy (NE) per kg and to meet at least 110% of the standardized ileal digestible (SID) amino-acid requirement for an average female profile at 30 kg BW (beginning of fattening) and 120 kg BW (target slaughter weight), i.e. 1.13 and 0.55 g SID lysine/MJ NE, respectively. Then these two feeds were combined in adequate proportions to meet 110% of the amino-acid requirements at the beginning of each phase in the two-phase (2P) feed sequence plan and each day in the daily-phase plan (DP). The 2P strategy was designed to supply 1.13 g SID lysine/MJ NE from 70 days of age to 65 kg BW (Feed A) and 0.86 g/MJ NE from 65 kg BW until slaughter (combining Feed A and Feed B). The DP strategy contained a progressive daily shift from 100% of feed A to 100% of feed B.

The selling price of pigs was based on the French market price in February 2014 (1.314 €/kg carcass), and the premium per kg carcass was calculated according to the French payment grid. Piglet value in the simulations was estimated according to the cost of producing piglets in February 2014 (62.10€/piglet of 30 kg BW).

c. Data analysis

The overall approach used in the present work aimed at characterizing the effects of feeding practices and batch management on the technical, economic and environmental variables of the pig fattening unit either with a healthy or impaired health population. The fixed effects of the factors were tested using the 96 scenarios through a variance analysis (ANOVA). The ANOVA was performed on technical, economic and environmental variables (Table IV.2), using a generalized linear model to assess the effects of parameters (Table IV.1), and the interaction of the population health with the other parameters. For this analysis, we used the *stats* package (V3.3.0) and the *glm* function of R software. A multivariate analysis was performed in order to find a typology of the simulated scenarios (Husson *et al.*, 2010). It consisted in a principal component analysis (PCA) followed by a hierarchical clustering (HC). In the PCA, parameters (Table IV.1) were considered as illustrative variables, and variables (Table IV.2) as active variables, which were then subjected to a HC. The PCA and HC were performed using the *FactoMineR* package (Lê *et al.*, 2008) of R software (R Development Core Team, 2016), and the functions *PCA* and *HCPC* respectively. In a first step, the PCA was performed on all the 96 scenarios with *FCR*, *Lean*, *SA*, *%LSW*, *FC*, *Rev*, *GM*, *CC*, *EU* and *LO* as active variables. This first PCA highlighted that the type of population separates strongly the scenarios on the first axis and

Chap. IV – Expérimentation virtuelle

that the variability among scenarios is higher for the impaired population than for the healthy one (Figure IV.2). Therefore, a second PCA and a HC were separately performed on the 48 scenarios in each population (healthy vs impaired health). For each series of PCA and HC, some redundant active variables were removed according to the correlations obtained from the PCAs, and changed into illustrative variables (Table IV.2). An ANOVA was then conducted on variables of the classes obtained from the HC. We used a linear model to assess the effect of the class (*stats* package - V3.3.0 and *lm* function of R software).

Table IV.2 - Outputs used for the principal component analysis (PCA) and the hierarchical clustering (HC).

Outputs	Abbreviation	Active variables
Technical		
Feed conversion ratio, kg feed/kg weight gain	<i>FCR</i>	✓
Lean meat content of carcass, %	<i>Lean</i>	✓
Pig weight at slaughter, kg	<i>SW</i>	
Pig age at slaughter, day	<i>SA</i>	✓
N excreted per pig, kg	<i>Nexc</i>	
P excreted per pig, kg	<i>Pexc</i>	
Economic		
% of pigs at adequate slaughter weight of the payment grid	<i>%ASW</i>	
% of pigs in light slaughter weight of the payment grid	<i>%LSW</i>	✓
Feed cost, €/pig	<i>FC</i>	
Revenue, €/pig	<i>Rev</i>	✓
Gross margin, €/pig	<i>GM</i>	✓
Environmental, potential impacts per kg pig live weight gain		
Climate change, kg CO ₂ -eq	<i>CC</i>	✓
Acidification, g SO ₂ -eq	<i>AC</i>	✓
Eutrophication, g PO ₄ ⁻ -eq	<i>EU</i>	
Cumulative energy demand, MJ	<i>CED</i>	
Land occupation, m ² y	<i>LO</i>	✓

3. Results

a. ANOVA results

The results of the ANOVA are presented in Table IV.3. Batch interval had a significant effect on all the variables, excepted on *GM*. The 35-days interval induced lower *FC*, *Rev*, and

environmental impacts than the 7-days interval. The population sanitary status had a significant effect on all variables, excepted on *Lean* and *Pexc*, the healthy population induced higher economic results (11.2 vs. 1.5 €/pig) and lower environmental impacts (e.g. 2.24 vs. 2.38 kg CO₂-eq/ kg pig live weight gain) than the impaired health population. The feed sequence plan had a significant effect on all variables, excepted on *SA*, *%ASW* and *%LSW*, 2P had lower *GM* (5.4 vs. 7.4 €/pig) and higher *Rev* (127.9 vs. 126.3 €/pig), *FC* (82.1 vs. 78.4 €/pig) and environmental impacts (e.g. 2.36 vs. 2.26 kg CO₂-eq/ kg pig live weight gain) than DP.

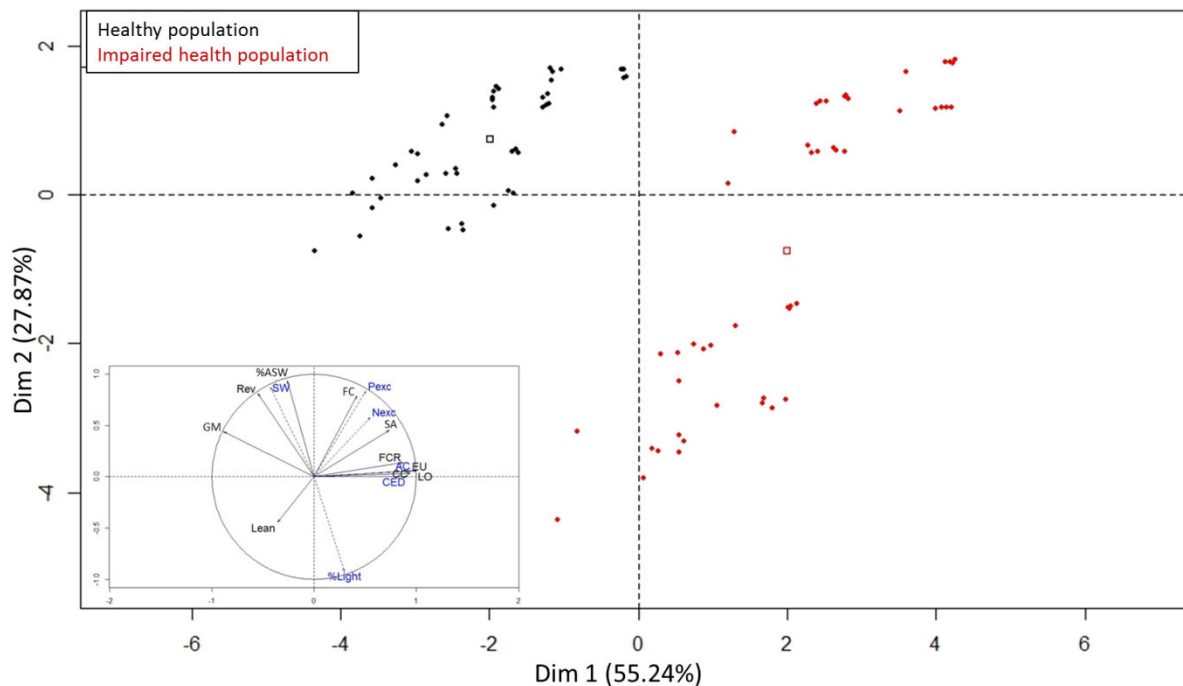


Figure IV.2 - Dispersion of the 96 scenarios in the first and second dimension plan of the first PCA.

The feed rationing plan had a significant effect on all the variables, excepted on *%ASW* and *%LSW*, *ad libitum* feeding plan obtained lower *Rev* (126.3 vs. 127.9 €/pig) and *GM* (5.1 vs. 7.6 €/pig) and higher *FC* (80.7 vs. 79.7 €/pig) and environmental impacts (e.g. 2.32 vs. 2.29 kg CO₂-eq/ kg pig live weight gain) than Res. The scale of application of feed plan had a significant effect on all variables, excepted on *SA*, *%ASW*, *%LSW* and *Rev*, Ind led to higher *GM* (7.1 vs. 6.0 €/pig), lower *FC* (79.5 vs. 80.6 €/pig) and environmental impacts (e.g. 2.29 vs. 2.32 kg CO₂-eq/ kg pig live weight gain) than Pen and Room (Pen and Room were not significantly different). The use of a buffer room had a significant effect on all variables, excepted on *Lean* and *GM*. It led to higher *Rev* (127.6 vs. 126.6 €/pig), *FC* (80.5 vs. 79.9 €/pig) and environmental impacts (e.g. 2.31 vs. 2.30 kg CO₂-eq/ kg pig live weight gain).

Table IV.3 - Main effects of factors on least-square means of the technical, economic and environmental variables (n=96 simulations).

n=96 scenarios	Technical performance						Economic performance					Environmental performance				
	FCR	Lean	SW	SA	Nexc	Pexc	%ASW	%LSW	FC	Rev	GM	CC	AC	EU	CED	LO
Batch interval																
7 days	2.80	59.8	117.0	178.8	3.30	0.62	96.9	3.1	82.3	129.4	6.5	2.34	59.3	17.2	16.0	3.61
35 days	2.72	60.5	112.8	170.8	3.02	0.56	86.0	13.0	78.1	124.7	6.2	2.28	57.1	16.6	15.6	3.51
<i>P-value</i>	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.16	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
Population of pigs																
Healthy	2.70	60.2	118.3	171.9	3.13	0.59	97.4	1.8	80.5	131.9	11.2	2.24	56.0	16.3	15.4	3.46
Impaired health	2.82	60.1	111.5	177.6	3.19	0.59	85.4	14.3	80.0	122.2	1.5	2.38	60.4	17.5	16.3	3.66
<i>P-value</i>	<0.001	0.37	<0.001	<0.001	<0.001	0.97	<0.001	<0.001	0.01	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
Feed sequence plan																
Two-phase	2.74	60.4	115.4	174.5	3.36	0.61	91.7	7.7	82.1	127.9	5.4	2.36	59.6	17.4	16.2	3.59
Daily-phase	2.78	59.9	114.4	175.1	2.96	0.58	91.2	8.5	78.4	126.3	7.4	2.26	56.8	16.4	15.4	3.53
<i>P-value</i>	<0.001	<0.001	<0.001	0.11	<0.001	<0.001	0.60	0.39	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
Feed rationing plan																
<i>Ad libitum</i>	2.78	59.8	115.2	174.2	3.21	0.60	91.1	8.2	80.7	126.3	5.1	2.32	58.7	17.0	15.9	3.58
Restriction to 2.5kg/d	2.74	60.5	114.5	175.3	3.11	0.59	91.8	8.0	79.7	127.9	7.6	2.29	57.7	16.8	15.8	3.54
<i>P-value</i>	<0.001	<0.001	0.002	0.003	<0.001	<0.001	0.46	0.86	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
Scale of application																
Individual	2.75 ^a	60.4 ^b	114.5 ^a	175.1 ^a	3.10 ^a	0.59 ^a	91.0 ^a	8.6 ^a	79.5 ^a	127.1 ^a	7.1 ^b	2.29 ^a	57.7 ^a	16.7 ^a	15.7 ^a	3.54 ^a
Pen	2.76 ^b	60.1 ^a	115.1 ^{ab}	174.7 ^a	3.18 ^b	0.60 ^b	91.7 ^a	7.8 ^a	80.5 ^b	127.2 ^a	6.2 ^a	2.31 ^b	58.4 ^b	16.9 ^b	15.9 ^b	3.57 ^b
Room	2.77 ^b	60.0 ^a	115.2 ^b	174.5 ^a	3.20 ^b	0.60 ^b	91.6 ^a	7.8 ^a	80.7 ^b	126.9 ^a	5.8 ^a	2.32 ^b	58.6 ^b	17.0 ^b	15.9 ^b	3.58 ^b
<i>P-value</i>	<0.001	<0.001	0.02	0.41	<0.001	<0.001	0.79	0.76	<0.001	0.83	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001
Use of a buffer room																
Yes	2.76	60.1	115.2	175.3	3.18	0.60	94.7	4.9	80.5	127.6	6.5	2.31	58.3	16.9	15.9	3.57
No	2.75	60.2	114.6	174.2	3.14	0.59	88.2	11.2	79.9	126.6	6.2	2.30	58.1	16.9	15.8	3.55
<i>P-value</i>	0.02	0.40	0.01	0.003	0.008	0.007	<0.001	<0.001	0.006	0.005	0.08	0.009	0.02	0.01	0.008	0.01

^{a-d} Means followed by same letter do not differ ($P > 0.05$) according to Fischer's test

Figure IV.3 shows the variability of the variables among the 96 scenarios. *GM* and *%LSW* met the highest variability, followed by *%ASW* and *Nexc*. Figure IV.4 shows the percentage of variable variance explained by each parameter category of the virtual experiment plan. Overall, the health status, the batch interval and the feed sequence plan explained the greatest part of the variable variance. However, their respective contribution differed according to variables. The health status had a major effect (>50%) on *FCR*, *SW*, *Rev*, *GM*, *CC*, *AC*, *EU*, *CED*, *LO*, and had high contribution (38% - 42%) on variance of *%ASW*, and *%LSW*. Conversely, it had only limited impact on *Lean*, *Nexc*, *Pexc* and *FC*. The batch interval had a major effect (>50%) on *SA*, *Pexc*, and highly contributed (31% - 48%) to the variance of *%ASW* and *FC*, and had only limited impacts on the other criteria. The feed sequence plan had a major effect (>50%) on *Nexc*, and a high contribution (34% - 36%) on the variance of *FC* and *CED*. The feed rationing plan mainly contributed (32%) to the variance of *Lean*, and had only limited impacts on the other criteria.

The interaction between population health status and batch interval was significant for 11 variables (Table IV.4). Health status had a more deleterious effect on performance with the 35-days batch interval, including lighter *SW* resulting in drastically reduced *GM*. The interaction between health status and feed rationing plan was significant only for *GM* (Table IV.4), with a more marked effect of health status in Res. Interaction between health status and presence of a buffer room affected *%ASW* and *%LSW*, with more marked effect of health status in the absence of a buffer room. All the other first order interactions with the population status had no significant effect on the variables value. Furthermore, the interaction between feed rationing plan and scale of application was significant for *Lean* ($P < 0.001$) and explained 10.4% of its variance. *Lean* results from combination *ad libitum*-Ind, *ad libitum*-Pen, *ad libitum*-Room, and Res-Room did not significantly differ. *Lean* results from combination Res-Room and Res-Pen were not significantly different. The combination Res-Ind resulted in the highest *Lean* (61.1%).

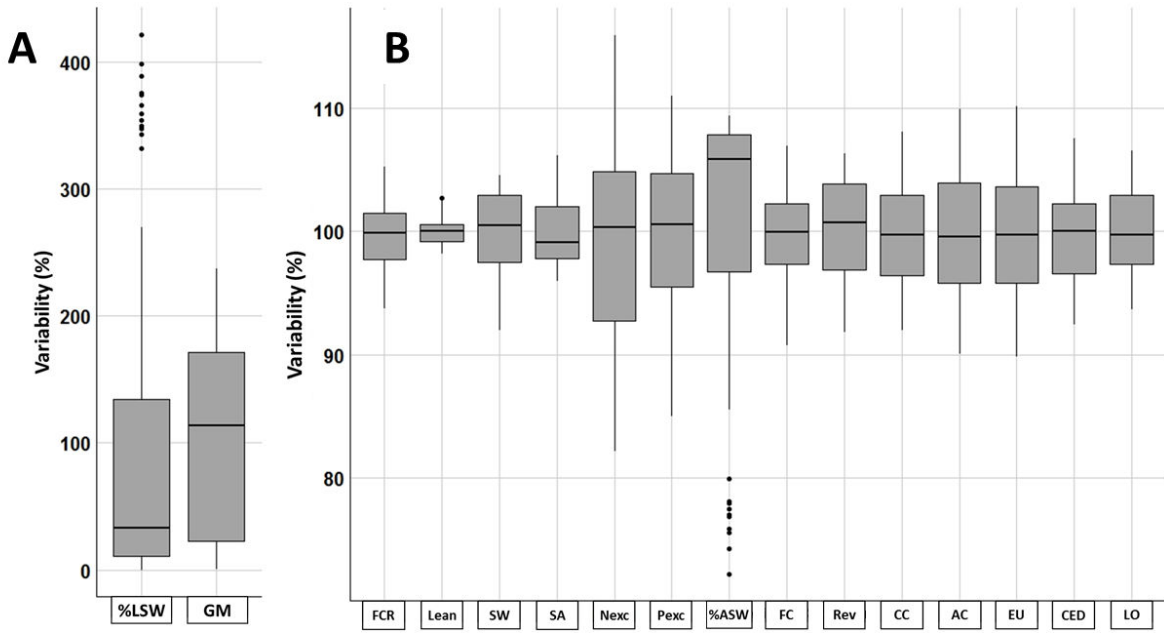


Figure IV.3 - Boxplot representing the variability of the variables (expressed as % of the mean value). A: for %LSW and the gross margin (GM), and B: the other variables.

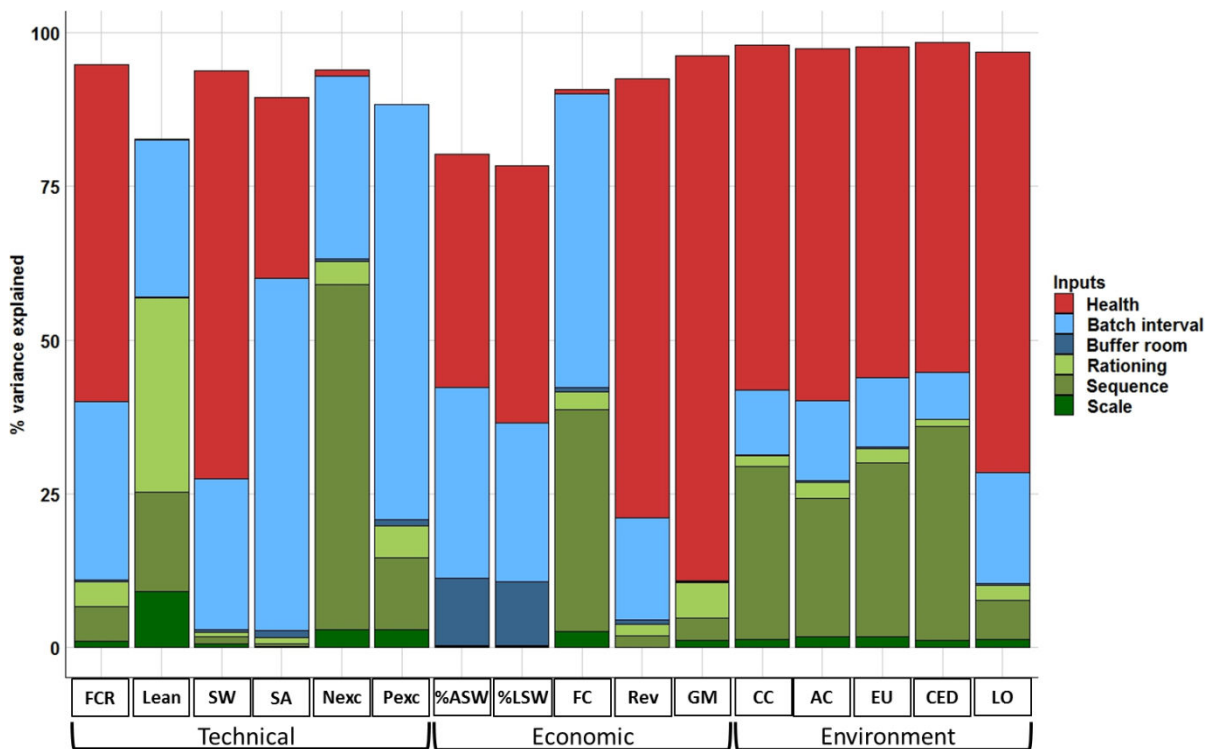


Figure IV.4 - Percentage of the variables variance explained by each parameter category of the virtual experiment plan.

Table IV.4 - Interaction effects with health status on least-square means of the technical, economic and environmental variables of the model for the 96 simulations of the virtual experiment plan considering only the interactions between population health status and the other parameters. The table contains only values when the interaction has significant effect on the variable.

	FCR	SW	SA	Nexc	Pexc	%ASW	%LSW	FC	Rev	GM	LO
Batch interval x Health status											
7 days - Healthy	2.73 ^b	119.4 ^d	174.4 ^c	3.23 ^b	0.61 ^c	99.3 ^c	0.7 ^a	81.8 ^c	132.9 ^d	10.8 ^c	3.50 ^b
7 days - Impaired health	2.87 ^d	114.5 ^b	183.2 ^d	3.38 ^b	0.63 ^d	94.4 ^b	5.6 ^b	82.9 ^c	126.0 ^b	2.2 ^b	3.73 ^d
35 days - Healthy	2.67 ^a	117.2 ^c	169.5 ^a	3.04 ^a	0.57 ^b	95.6 ^b	2.9 ^{ab}	79.2 ^b	131.0 ^c	11.6 ^c	3.42 ^a
35 days - Impaired health	2.76 ^c	108.5 ^a	172.1 ^b	3.00 ^a	0.55 ^a	76.4 ^a	23.1 ^c	77.0 ^a	118.5 ^a	0.8 ^a	3.60 ^c
<i>P-value</i>	0.001	<0.001	<0.001	0.04	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	<0.001	0.004	0.007
% variance explained	1.8	5.1	8.9	3.2	7.9	13.4	15.6	6.7	6.1	1.2	1.0
Feed rationing plan x Health status											
<i>Ad libitum</i> - Healthy										9.4 ^c	
<i>Ad libitum</i> - Impaired health										0.7 ^a	
Restriction to 2.5kg/d - Healthy										13.0 ^d	
Restriction to 2.5kg/d - Impaired health										2.3 ^b	
<i>P-value</i>	0.49	0.87	0.45	0.72	0.73	0.53	0.66	0.88	0.11	0.001	0.50
% variance explained										0.9	
Use of a buffer room x Health status											
Yes - Healthy						99.1 ^c	0.4 ^a				
Yes - Impaired health						90.3 ^b	9.5 ^b				
No - Healthy						95.8 ^c	3.2 ^a				
No - Impaired health						80.5 ^a	19.2 ^c				
<i>P-value</i>	0.68	0.64	0.56	0.76	0.65	0.02	0.01	0.68	0.60	0.94	0.66
% variance explained						2.7	3.1				

^{a-d} Means followed by same letter do not differ ($P > 0.05$) according to Fischer's test

b. PCAs results

The PCA results on the healthy population scenarios are described in Figure IV.5. This PCA explained 72.1% of the data variation with the first and second dimensions, and 22.7% with the third dimension. The first dimension was mainly associated (correlation > 90%) to *LO*, *AC*, *Pexc* and *SW*. The second dimension was linked to *Rev* (correlation of 93.5%), and the third one to *FCR* (correlation of -76.3%). The first, second and third dimensions were mainly linked, respectively, to batch interval, feed rationing plan and feed sequence plan.

The PCA results on the impaired health population scenarios are described in Figure IV.6. This PCA explained 88.7% of the data variation with the first and second dimensions, and 10.0% with the third dimension. The first dimension was associated (correlation > 90%) to *LO*, *Rev*, *SA*, *%LSW*, *Pexc*, *SW*, *FC*, and *%ASW*. The second dimension was mainly linked to *GM* (correlation of 94.6%), and the third one to *Lean* (correlation of 72.1%). The first and second dimensions were associated to batch interval, feed sequence plan, respectively.

c. HCs results

The HC separated the healthy population scenarios into eight classes (Table IV.5) and based on the inertia gain between different steps of clustering, we kept six classes for the impaired health population (Table IV.5). In each population, classes differed mainly by batch interval and feed sequence plan, with a discriminant effect of the feed rationing plan at a lower level. Figure IV.7 displays the 48 scenarios and the classes obtained for each population in the plan of their respective PCA. On average and as presumed, healthy population had better technical, economic and environmental results than impaired health population (Table IV.6). Figure IV.8.A describes the variation according to classes of *GM*, expressed as a percentage on mean *GM* over all scenarios. The variations were large with values between 222% of mean value for the first class (35dDPRes), and -9% in the last one (35d2P). Average *GM* of the healthy population classes were higher than those of all the impaired health population classes. In healthy population classes, highest *GM* were observed for Res plans vs. *ad libitum* plans. Within each feed rationing plan, classes with DP sequence exhibited higher *GM* than classes with 2P sequence. Classes with 35-days batch interval exhibited always higher *GM* than classes with same feeding program and 7-days interval batch, significantly only for 2P with Res. *GM* of healthy 35dDPRes, 7dDPRes and 35d2PRes classes were similar, and higher than those of healthy 7d2PRes, 35dDPAdl and 7dDPAdl.

In the impaired health population the worst *GM* were obtained for classes 7d2P and 35d2P, in which the feeding program was applied at Pen or Room. Among the other classes, best

Chap. IV – Expérimentation virtuelle

results were obtained for classes with 7-days batch interval vs. 35-days. For each batch interval, best *GM* in the impaired health population was obtained with a class characterized by Res and Ind vs. DP applied at Pen or Room.

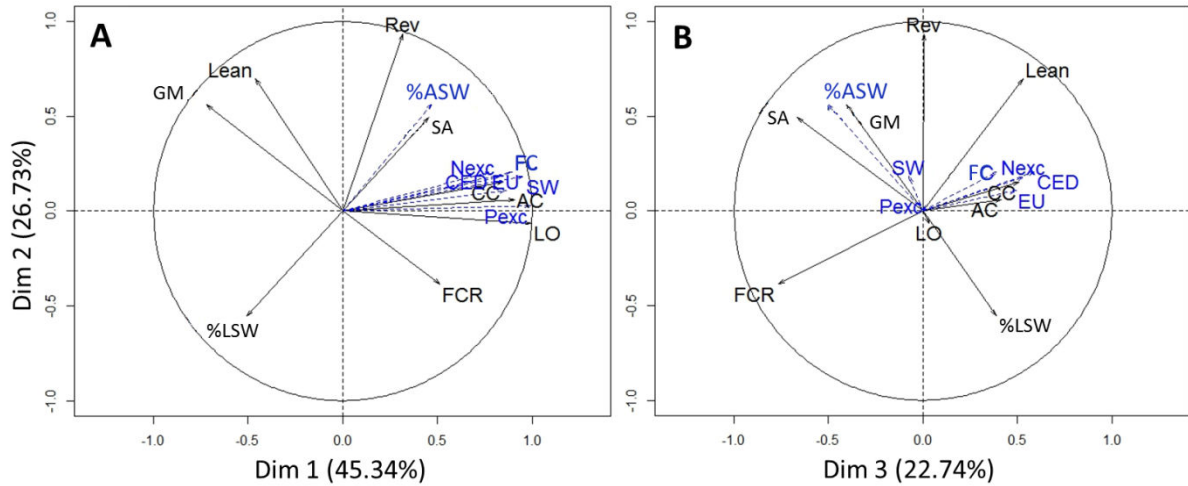


Figure IV.5 - Correlation circles in (A) the first and second axes and in (B) the second and third axes of the PCA performed on the healthy population simulations (n=48).

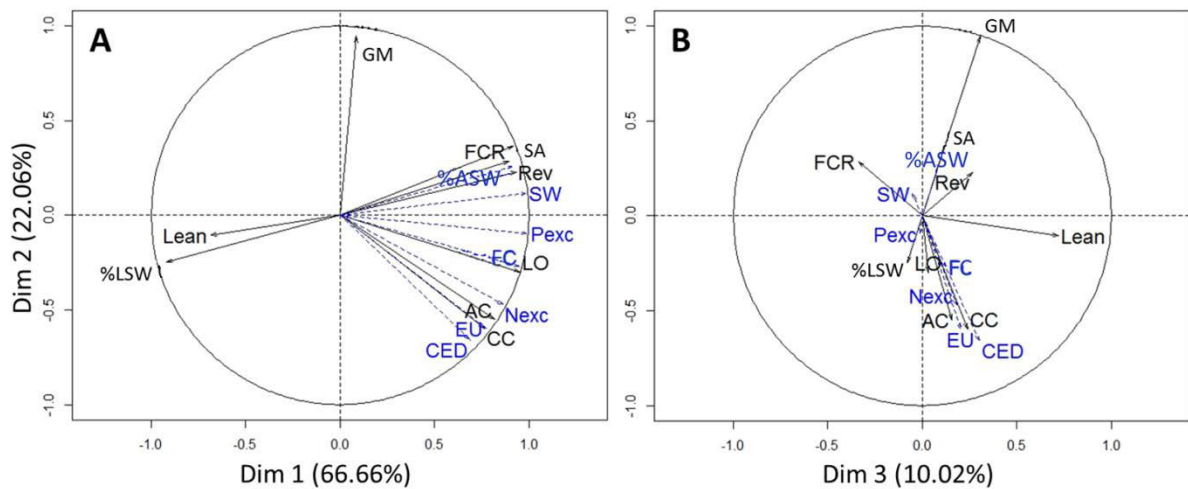


Figure IV.6 - Correlation circles in (A) the first and second axes and in (B) the second and third axes of the PCA performed on the impaired health population simulations (n=48).

Table IV.5 - Characterization of the classes resulting from the HCs and effects on variables associated. The scenarios are sorted using the gross margin value, from highest to lowest gross margin. The number of scenarios is added next to the factor value when it did not concern all the scenarios of the class but a major part.

Class	Batch interval	Feed sequence plan	Feed rationing plan	Scale of application	Use of a buffer room
Healthy population					
35dDPRes (n=6)	35 days	Daily-phase	Restriction	-	-
7dDPRes (n=6)	7 days	Daily-phase	Restriction	-	-
35d2PRes (n=6)	35 days	Two-phase	Restriction	-	-
7d2PRes (n=6)	7 days	Two-phase	Restriction	-	-
35dDPAdl (n=6)	35 days	Daily-phase	<i>Ad libitum</i>	-	-
7dDPAdl (n=6)	7 days	Daily-phase	<i>Ad libitum</i>	-	-
35d2PAdl (n=6)	35 days	Two-phase	<i>Ad libitum</i>	-	-
7d2PAdl (n=6)	7 days	Two-phase	<i>Ad libitum</i>	-	-
Impaired health population					
7dResInd (n=4)	7 days	-	Restriction	Individual	-
7dDP (n=10)	7 days	Daily-phase	-	Room (n=4), Pen (n=4)	-
35dResInd (n=4)	35 days	-	Restriction	Individual	-
35dDP (n=10)	35 days	Daily-phase	-	Room (n=4), Pen (n=4)	-
7d2P (n=10)	7 days	Two-phase	-	Room (n=4), Pen (n=4)	-
35d2P (n=10)	35 days	Two-phase	-	Room (n=4), Pen (n=4)	-

Table IV.6 - Effect of classes on least-square means of the technical, economic and environmental variables. Classes are ranked according to the gross margin (from the highest to the lowest). The effect of class is significant for all variables ($P < 0.001$).

n=96 scenarios	Healthy population								Impaired health population						RSD ¹
	35d	7d	35d	7d	35d	7d	35d	7d	7d	7d	35d	35d	7d	35d	
	DP	DP	2P	2P	DP	DP	2P	2P	Res	DP	Res	DP	2P	2P	
	Res	Res	Res	Res	Adl	Adl	Adl	Adl	Ind	DP	Ind	DP	2P	2P	
	n=6	n=6	n=6	n=6	n=6	n=6	n=6	n=6	n=4	n=10	n=4	n=10	n=10	n=10	
Technical performances ²															
FCR (kg/kg)	2.67 ^b	2.74 ^d	2.61 ^a	2.69 ^b	2.71 ^c	2.77 ^e	2.66 ^b	2.73 ^{cd}	2.83 ^f	2.89 ^h	2.72 ^c	2.78 ^e	2.87 ^g	2.77 ^e	0.01
Lean content (%)	60.6 ^{efg}	60.0 ^{cd}	61.3 ^h	60.8 ^g	59.7 ^{bc}	59.2 ^a	60.3 ^{def}	59.8 ^c	60.7 ^{fg}	59.3 ^{ab}	61.4 ^h	60.2 ^{de}	59.7 ^c	60.5 ^{efg}	0.22
Slaughter weight (kg)	116.0 ^e	118.7 ^{hi}	117.5 ^g	119.7 ^{lj}	117.0 ^f	119.2 ^{lj}	118.2 ^{gh}	120.0 ^j	113.4 ^c	114.4 ^{cd}	106.7 ^a	108.5 ^b	115.1 ^d	109.2 ^b	0.48
Slaughter age (day)	170.7 ^{bc}	176.1 ^g	169.8 ^{ab}	174.8 ^{fg}	169.2 ^{ab}	173.8 ^{ef}	168.4 ^a	172.7 ^{de}	184.7 ⁱ	183.0 ^{hi}	172.1 ^{cde}	172.1 ^d	182.7 ^h	172.1 ^d	0.79
N excreted (kg/pig)	2.79 ^a	2.98 ^{bc}	3.15 ^{de}	3.38 ^{fg}	2.91 ^{ab}	3.06 ^{cd}	3.30 ^{ef}	3.51 ^{gh}	3.22 ^{def}	3.19 ^{de}	2.82 ^{ab}	2.86 ^{ab}	3.63 ^h	3.20 ^e	0.08
P excreted (kg/pig)	0.55 ^b	0.60 ^d	0.57 ^c	0.62 ^e	0.57 ^c	0.61 ^{de}	0.60 ^d	0.63 ^f	0.61 ^{de}	0.62 ^{ef}	0.53 ^a	0.55 ^b	0.65 ^g	0.57 ^c	0.01
Economic results															
Pigs in adequate SW (%)	97.5 ^b	99.5 ^b	96.6 ^b	99.6 ^b	94.1 ^b	99.0 ^b	94.0 ^b	99.3 ^b	94.4 ^b	94.2 ^b	73.3 ^a	76.1 ^a	94.7 ^b	77.8 ^a	4.29
Pigs in light SW (%)	2.4 ^a	0.5 ^a	2.1 ^a	0.4 ^a	4.0 ^a	1.0 ^a	3.1 ^a	0.7 ^a	5.6 ^a	5.8 ^a	26.7 ^b	23.4 ^b	5.3 ^a	21.4 ^b	4.16
Feed cost (€/pig)	76.8 ^{bc}	79.5 ^{det}	80.2 ^{efg}	83.2 ^{hi}	78.0 ^{cd}	80.2 ^{efg}	81.6 ^{gh}	84.3 ^{ij}	81.2 ^{fg}	81.2 ^g	75.0 ^a	75.8 ^{ab}	85.3 ^j	79.1 ^{de}	0.82
Revenue (€/pig)	131.3 ^{fg}	133.4 ^h	133.3 ^h	134.9 ⁱ	128.8 ^e	130.9 ^f	130.7 ^f	132.3 ^{gh}	127.5 ^{de}	125.0 ^c	118.6 ^{ab}	117.8 ^a	126.4 ^d	119.1 ^b	0.70
Gross margin (€/pig)	14.1 ^g	13.6 ^g	12.9 ^g	11.4 ^f	10.5 ^f	10.4 ^f	9.0 ^e	7.8 ^e	5.4 ^d	2.9 ^c	2.8 ^c	1.3 ^b	0.3 ^{ab}	-0.6 ^a	0.67
Environmental results, per kg pig live weight gain															
Climate change (kg CO ₂ -eq.)	2.16 ^a	2.20 ^{bc}	2.23 ^c	2.29 ^{de}	2.18 ^{ab}	2.22 ^{bc}	2.27 ^d	2.33 ^e	2.38 ^{fg}	2.36 ^f	2.30 ^{de}	2.30 ^{de}	2.48 ^h	2.40 ^g	0.02
Acidification (g SO ₂ -eq.)	53.5 ^a	55.0 ^{bc}	55.4 ^{bc}	57.5 ^e	54.6 ^{ab}	55.9 ^{cd}	57.0 ^{de}	58.8 ^f	60.3 ^g	60.3 ^g	57.6 ^{ef}	58.0 ^{ef}	63.7 ^h	60.9 ^g	0.62
Eutrophication (g PO ₄ -eq.)	15.5 ^a	15.9 ^{bc}	16.2 ^c	16.8 ^{de}	15.8 ^{ab}	16.1 ^{bc}	16.6 ^d	17.1 ^{ef}	17.5 ^{fg}	17.4 ^f	16.8 ^{de}	16.8 ^{de}	18.5 ^h	17.7 ^g	0.19
Cumulative energy demand (MJ)	14.8 ^a	15.1 ^{ab}	15.4 ^{cd}	15.8 ^{ef}	15.0 ^{ab}	15.2 ^{bc}	15.6 ^{de}	16.0 ^{fgh}	16.3 ^{hi}	16.1 ^{gh}	15.8 ^{efg}	15.8 ^{ef}	17.0 ^j	16.5 ⁱ	0.14
Land occupation (m ² y)	3.38 ^a	3.46 ^{cd}	3.41 ^{ab}	3.50 ^{ef}	3.42 ^{bc}	3.49 ^{de}	3.47 ^{de}	3.55 ^g	3.67 ^{hi}	3.70 ⁱ	3.54 ^{fg}	3.57 ^g	3.78 ^j	3.65 ^h	0.02

¹ RSD, residual standard deviation

² N, nitrogen; P, phosphorus; FCR, feed conversion ratio; SW, slaughter weight

^{a-d} Means followed by same letter do not differ ($P > 0.05$) according to Fischer's test

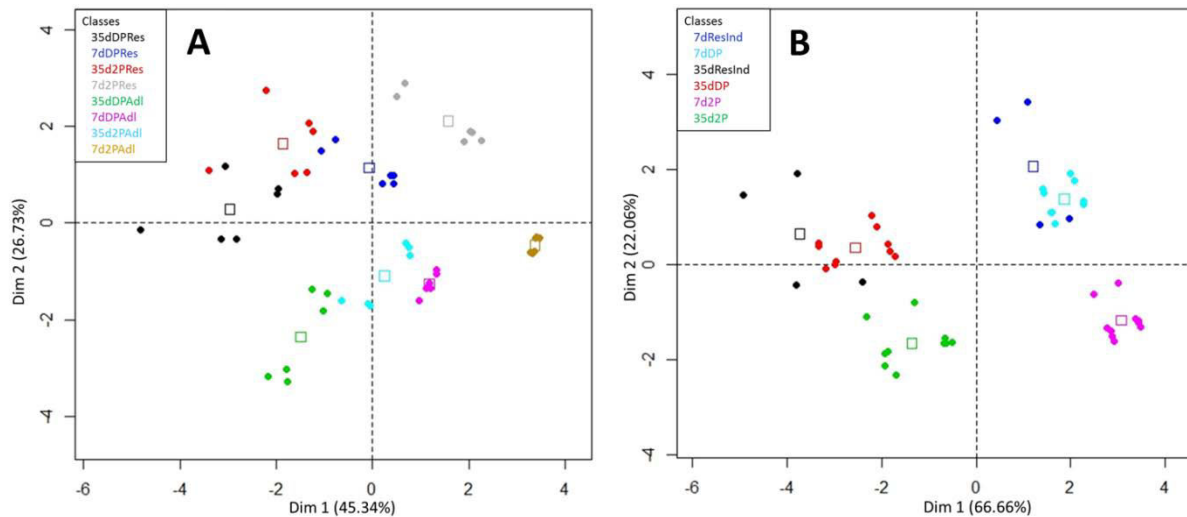


Figure IV.7 - Dispersion of the scenarios in the healthy population (A) and the impaired health (B) populations in the first and second dimension plan of their respective PCA, and description of the classes.

Figure IV.8.B displays the dispersion of an aggregation of the five environmental impacts (*CC, AC, EU, CED, LO*) per class. This aggregated environmental impact was calculated by averaging the five environmental impacts expressed as a percentage of their respective mean value. Regarding the environmental impacts, the ranking of the classes was somewhat different from the one obtained with *GM*. However, the class with lowest impacts was 35dDPRes which was also the one with highest *GM*. The classes of the impaired health population with the highest impacts (7d2P and 35d2P) were characterized by the lowest *GM*. The classes of the healthy population also exhibited lower impacts than the classes of the impaired health population, excepted the healthy 7d2PAdl which impacts were in the range of the impaired health population.

In the healthy population, impacts of the classes were lower with DP than with 2P. Within classes of same feed sequence, impacts were lower with Res than with *ad libitum* distribution. With classes of same feeding program, impacts were lower with 35-days batch interval than with 7-days. For the impaired health population, lowest impacts were obtained for the classes 35dResInd and 35dDP, and the highest ones for 7d2P. With a same feeding program and level of application (i.e. Room or Pen vs. Ind), the impacts were higher for 7-days batch interval than in 35-days interval. Classes with feeding programs Res applied at Ind and the ones with DP had lower impacts than the ones with 2P.

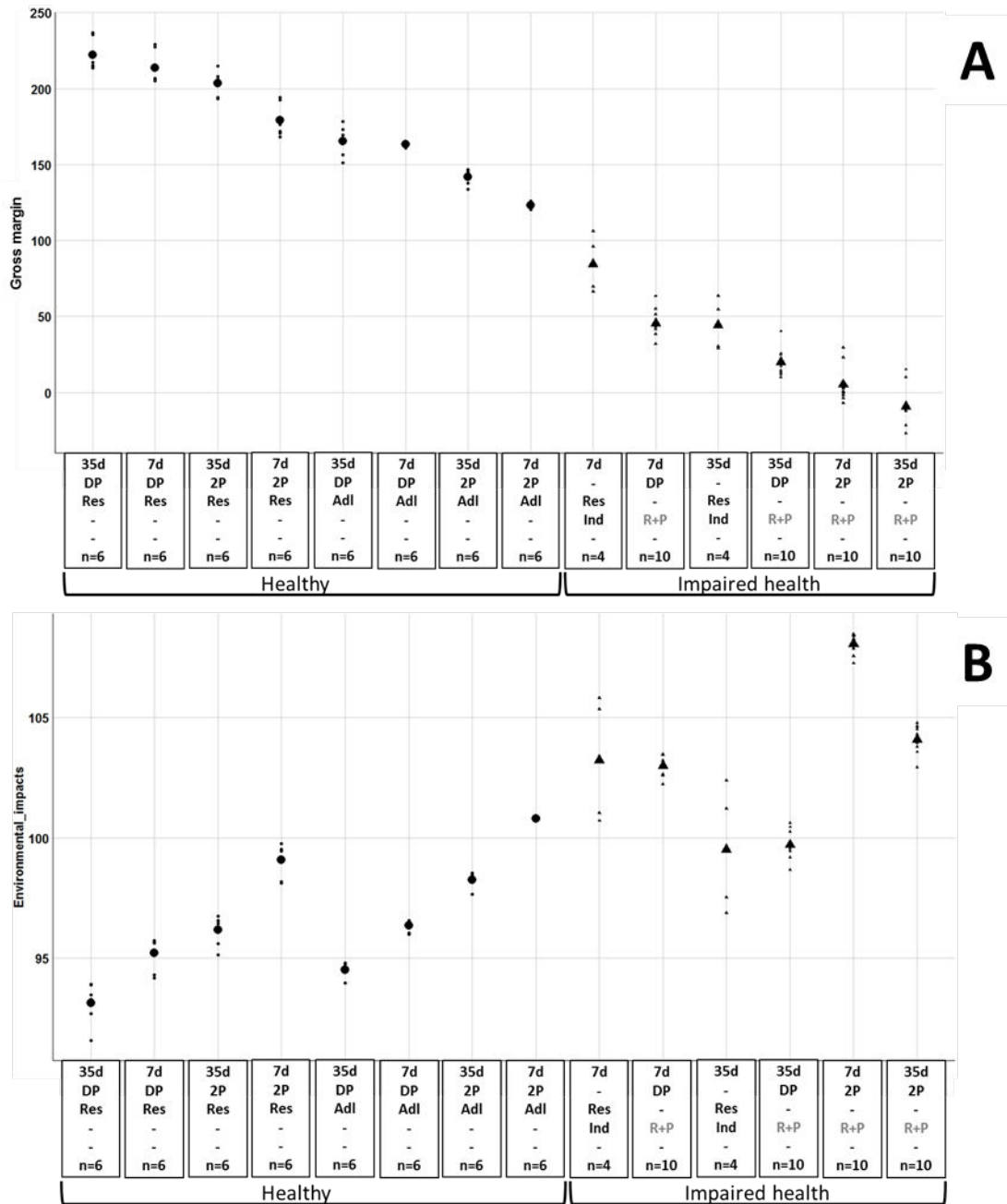


Figure IV.8 - Effect of class (A) on the gross margin expressed as a percentage of the mean overall gross margin and (B) on the environmental impact calculated by averaging per class the five environmental impacts (*CC, AC, EU, CED, LO*) expressed as a percentage of their respective mean value. The mean value per class and the values for each scenario are displayed. Classes are ranked according to the average gross margin.

4. Discussion

A virtual experiment exploring interaction between feeding practices, health status of the pig herd and infrastructure on technical, economic and environmental performance of the fattening unit was performed, using an individual-based model.

a. Variability of performance among the scenarios

A large variability of technical, economic and environmental performance was generated by the virtual experiment design. The highest variability was obtained for economic results (gross margin, percentages of pigs at adequate weight and light weight ranges of the French payment grid), which depend on technical results and aggregate their variability. Indeed, gross margin depends directly on feed cost, affected by the feeding strategy and feed efficiency, and revenue per pig, itself linked to slaughter weight, carcass lean content, and mortality of pigs. The amounts of N and P excreted show high variability, inducing high variation in the associated environmental impacts *CC*, *AC* and *EU*. The variability in model variables is in the range of the variability observed in French fattening pig units database (IFIP, 2016) for *FCR* (2.76 ± 0.08 vs. 2.88 ± 0.28 kg feed/kg gain), *Lean* (60.2 ± 0.7 vs. 60.3 ± 0.9 %), *%ASW* (91.4 ± 9.8 vs. 86.0 ± 6.8 %), and *Rev* (127.1 ± 5.8 vs. 125.0 ± 11.9 €/pig). However for some criteria differences between predicted and observed values are observed, for *SW*, $114.9 (\pm 4.2)$ vs. $120.9 (\pm 4.1)$ kg, and *GM*, $6.4 (\pm 5.3)$ vs. $16.6 (\pm 15.8)$ €/pig, come from the more diversity of batch management and economic context included in the French results (i.e. batch interval, pig genotype, sanitary status, label). Furthermore, the daily-phase feeding and the individual scale of application simulated do not exist currently in commercial farms and so are not included in the French results.

For many variables, the variability of performance among scenarios is mainly due to the health status of the population, followed by the batch interval and the feed sequence plan. In the simulation, the health status is represented through growth and feed intake potential, and mortality rate. In a previous sensitivity analysis, these last two factors have been showed as being the most influent on the model variables (Cadero *et al.*, 2017b). With reduced feed intake and growth potential, impaired health pigs have lower *FCR* and lower *SW* for the same fattening duration than the healthy pigs, what results in lower revenue and gross margin per pig, also affected by mortality. Also, more kg live weight are produced by the healthy population (than by the impaired one), what reduces environmental impacts per kg live weight gain. Batch intervals create different constraints in term of fattening duration, with impacts on slaughter age, slaughter weight and percentage of pigs with slaughter weight in the range of the payment grid. This fattening duration explained also most of the variation of total N and P excreted and feed cost, because the longer the pigs stay in the farm, the more they excrete and eat. The feed sequence plan explains most of the variation in N excretion and a high part of variation in feed cost. The daily-phase feeding allows closely approaching the needs of each pig and so results in less excess and excretion. N excretion directly influences *CC*, *AC*, *EU* and indirectly *CED*, which explains the significant contribution of the sequence plan on the variability of these impacts.

b. Which practices for which performance?

If health status of the pig herd has a major impact on the technical, economic and environmental performance of the unit, practices can also significantly decrease or increase these performances. For instance, the batch interval has different effects depending on the health status. In the healthy context, classes of scenario with 35-days batch interval have higher gross margin and lower environmental impacts than with 7-days batch interval, for the same feeding practices. Conversely, in the impaired health context, the 7-days batch interval classes have higher gross margin but higher environmental impacts than 35-days batch interval classes. In the impaired health context, the 7-day batch interval allows extending fattening duration relatively to 35-day and consequently to increase the proportion of pigs which slaughter weight is in the range of the French payment grid.

Regarding feed sequence plan, using restriction induces higher gross margin in the healthy context, and induces higher gross margin in the impaired health classes when combined with the individual scale of application, but not with other scales. In the literature, feed restriction generally results in reduced ADG, and increased lean content compared to *ad libitum* feeding (Mourot and Lebret, 2009). Therefore, with feed restriction pigs will reach the targeted slaughter weight later than with the *ad libitum* feeding. Depending on the batch interval and the availability of a buffer room, this will result or not in a decreased slaughter weight.

Regarding feed rationing plan, using a two-phase plan induces higher environmental impacts than using a daily-phase plan, in both sanitary contexts. Using daily-phase feeding allows to approach closer to the needs of pigs with reduced oversupply of nutrients, especially of protein. Pomar *et al.* (2014) showed that using daily-phase feeding reduced N excretion by 12% compared to three-phase feeding. N excretion was reduced by 30% when daily-phase feeding was applied at individual scale compared to three-phase plan applied at room scale (Andretta *et al.*, 2016). In our virtual experiment, using a daily-phase feeding reduced N excretion by 12% compared to two-phase feeding, and using a daily-phase feeding applied at individual scale reduced N excretion by 15% compared to two-phase feeding applied at room scale. The difference between the reductions in N excretion found in Andretta *et al.* (2016) and in our virtual experiment comes from the fact that our feeds were formulated to meet at least 110% of the mean SID amino-acid requirement of the population, and those of Andretta *et al.* (2016) were formulated to meet 100% of the SID amino-acid requirement of each individual.

c. Modelling to replace animal experiments

Modelling is a recognized alternative to replace animal experiment, with both lower costs and ethical problems (Doke and Dhawale, 2015). Models representing livestock farming systems can help for research of action levers to improve economic and environmental performance of farms (Gouttenoire *et al.*, 2011). Our study tested the effect of 96 combinations of feeding practices, health status, and batch management, which would be a really difficult experiment to plan *in vivo*, regarding the number of pigs simulated (4400 or 21200 per scenario depending on batch interval) and the time needed (at least 105 days *in vivo* vs. 2 min with the model for one scenario). The modelling approach also helps to understand mechanisms responsible for the variation in farm performance.

Health status of the herd directly influences the technical performance (Pastorelli *et al.*, 2012). Impaired health increases the energy required for maintenance and modifies the requirements in amino acids (van der Meer *et al.*, 2016). Therefore, the health status of the pig herd requires adaptation of the feeding practices in order to better fit to these changes. Moreover, a variability of health status of pigs within the farm will increase the variation in requirements between pigs. Our study shows that the use of daily-phase feeding and/or restriction applied at individual scale allows to decrease the effect of impaired health status on economic and environmental performance. Adjusting the best possible the nutrients supplies to the pigs' requirements seems to be an appropriate solution to increase the income of farms with low sanitary status, as well as the income of farms with good sanitary status. This statement is consistent with previous studies (Pomar *et al.*, 2010, Andretta *et al.*, 2016, Monteiro *et al.*, 2017).

5. Conclusion

We performed a virtual experiment using the pig fattening unit model, in order to evaluate effects of interactions between feeding practices, health status of the pig herd, and infrastructure constraints on technical, economic and environmental performance of the unit. Health status of the pig herd is the main factor impacting the technical, economic and environmental performance of the unit, but feeding practices can significantly reduce this impact. Indeed, approaching more closely the pigs' nutritional requirements, using restriction, individual feeding, or daily-phase feeding, seems to be an appropriate solution to increase the income of farms regardless the health status of the unit. The establishment in routine of precision feeding in pig farms can therefore provide an answer to the economic and environmental challenges facing by pig farms.

Acknowledgements

This study was supported by a CIFRE PhD funding of the ANRT with a co-financing from the call for projects “targeted research and innovation” (CASDAR MOGADOR, 2014-2017) of the French ministry for agriculture and food. The authors would like to thank E. Lopez who performed a first virtual experiment using the pig fattening unit model during her MSc internship at INRA.

Discussion générale

L'objectif général de la thèse est de mieux comprendre et de représenter les liens entre pratiques d'élevage, caractéristiques biologiques des animaux, infrastructure d'élevage, et résultats technico-économiques et impacts environnementaux de l'atelier d'engraissement porcin. Pour étudier ces interactions, un modèle dynamique de l'atelier d'engraissement a été développé, prenant en compte les effets de la variabilité des performances des animaux, et des pratiques de conduite et d'alimentation. Il estime les résultats environnementaux de l'atelier par Analyse du Cycle de Vie (ACV) et produit les résultats techniques et économiques de l'atelier (chapitre I). Ce modèle a été développé en vue de deux utilisations, l'une en recherche pour quantifier l'influence des interactions au sein du système d'élevage sur les résultats technico-économiques et environnementaux, l'autre pour le conseil en élevage afin de guider l'éleveur dans le pilotage de son atelier. Avant d'utiliser le modèle en recherche ou pour le conseil, il est nécessaire de vérifier l'adéquation de son comportement et d'évaluer sa capacité de prédiction. Une démarche d'évaluation en trois étapes (chapitres I, II, III) a été développée pour répondre à cette problématique. Ces évaluations ont permis de tester différentes combinaisons de pratiques d'élevages, caractéristiques des animaux, et structures de l'atelier et leurs effets sur les performances de l'atelier.

Chaque étape de la démarche a permis de relever un enjeu méthodologique et de répondre à une question intermédiaire sur le modèle développé. Cette partie discute dans un premier temps l'adéquation du modèle développé pour répondre à la problématique de la thèse. Ensuite, l'intérêt des démarches mises en place pour répondre aux questions méthodologiques soulevées par la construction et l'évaluation du modèle sera analysé. Enfin, cette section analyse les liens entre les pratiques d'élevages, caractéristiques des animaux, structure de l'atelier et performances techniques, économiques et environnementales de l'élevage.

1. Un modèle adapté à la problématique de la thèse

Cette thèse fait partie intégrante du projet MOGADOR, un projet de recherche-développement financé par le CASDAR du ministère de l'Agriculture et de l'Alimentation, dont le but était la construction d'un outil d'aide à la décision basé sur un modèle représentant le fonctionnement d'un élevage porcin en prenant en compte les interactions entre pratiques d'élevage, caractéristiques des animaux, et infrastructure, et fournissant les résultats technico-économiques et les impacts environnementaux de l'atelier. La problématique de la thèse, à savoir quantifier les effets des interactions entre pratiques, structure et animaux sur les résultats de l'atelier, devait donc reposer sur un modèle adapté à deux finalités. La première est l'utilisation en recherche pour explorer les effets des

interactions entre pratiques d'élevage, caractéristiques des animaux, et structure de l'atelier, sur les résultats technico-économiques et les impacts environnementaux. Il devait donc permettre d'identifier des leviers d'action pour améliorer les performances des élevages porcins. La seconde finalité est son incorporation dans un outil d'aide à la décision pour le conseil en élevage. Cet outil doit permettre de mesurer, dans la situation réelle d'un élevage commercial, l'impact de changements de modalités de gestion de l'élevage, et/ou de caractéristiques des animaux sur les performances de l'atelier.

Nous avons rappelé dans l'introduction bibliographique que les systèmes d'élevage sont des systèmes complexes. Selon Berry et Beslon (2015), un système est complexe lorsqu'il « est composé d'un grand nombre d'éléments en interaction et que la dynamique de ces interactions dirige le comportement du système en lui donnant une apparence d'unité aux yeux d'un observateur extérieur ». C'est la dynamique des composants du système qui lui confère sa cohérence, son aspect d'unité. La représentation de la complexité de ces systèmes implique que soient utilisés des modèles à même de la reproduire dans l'ensemble de ses dimensions. Les modèles individu-centré sont adaptés pour répondre à cet enjeu. En effet, c'est la simulation de la dynamique de fonctionnement d'un groupe d'individus et leurs interactions qui vont construire une structure globale cohérente. Les systèmes d'élevage étant en partie composés d'animaux, qui sont des êtres vivants dont les caractéristiques sont par essence variables entre individus, la variabilité individuelle fait partie intégrante de ces systèmes. La modélisation individu-centré permet de prendre en compte la variabilité des caractéristiques entre individus et de représenter des pratiques dépendant de l'état spécifique de chacun des individus. Dans le cas des systèmes d'élevage, utiliser un individu moyen dans les modèles ne permet pas de représenter toute la complexité du système étudié. Dans un atelier d'engraissement porcin :

- il existe une variabilité de potentiel d'ingestion et de croissance entre les individus ;
- certaines pratiques visent le groupe d'animaux (alimentation quand celle-ci est appliquée à l'échelle du groupe, vidage de salle,...), et d'autres pratiques ciblent l'individu (choix des porcs pour constituer un lot d'abattage, allotement en début d'engraissement, transfert ou non d'un individu en salle tampon pour prolonger son engraissement,...) ;
- le produit perçu par l'éleveur pour la vente de ses porcs dépend du poids de chaque porc abattu et de leur positionnement sur la grille de paiement (en fonction de la gamme du poids carcasse et du taux de muscles des pièces (TMP)).

La mise en œuvre d'une modélisation individu-centrée est donc apparue indispensable pour représenter les mécanismes en jeu. Dans le chapitre I, nous avons montré que simuler les

performances de porcs ayant tous le même potentiel d'ingestion et de croissance ne permet pas de représenter correctement le nombre de départs à l'abattoir par bande, ni la variabilité de poids d'abattage des animaux, ce qui entraîne une surestimation des résultats économiques de l'atelier. Cela est principalement dû au fait que sans la prise en compte de la variabilité des caractéristiques des animaux dans le modèle, les porcs de même sexe ont tous les mêmes besoins nutritifs, réalisent la même croissance et ont la même composition de carcasse à l'abattage. Prendre en compte la variabilité des caractéristiques entre animaux permet aussi de mieux représenter la gestion de la reproduction dans les élevages. Martel *et al.* (2009) ont développé un modèle de gestion du troupeau de truies, prenant en compte la variabilité des performances de reproduction entre les truies, les pratiques d'élevage visant la reproduction, les pratiques de gestion des porcelets, de renouvellement du troupeau, et la conduite en bandes. Il est alors possible de baser les critères de réforme sur les caractéristiques individuelles de prolificité de chaque truie. Ce modèle intègre aussi une variabilité du nombre de tétines pour chaque truie, ce qui est essentiel pour la représentation des pratiques d'adoption des porcelets. Puillet *et al.* (2010) a développé un modèle de gestion d'un troupeau caprin laitier, en prenant en compte la variabilité des performances entre individus, les pratiques d'élevage visant la reproduction, les pratiques d'allotement, de renouvellement du troupeau, et les pratiques d'alimentation. La prise en compte de la variabilité individuelle permet d'étudier avec plus de réalisme les interactions entre potentiel génétique et pratiques d'alimentation.

Certaines études ont déjà montré que la prise en compte de la variabilité individuelle plutôt que l'utilisation de caractéristiques moyennes des animaux pour représenter les performances d'un groupe permet d'obtenir des résultats plus proches des résultats observés (Pomar *et al.*, 2003, Brossard *et al.*, 2014). La réponse simulée d'un animal moyen à un changement dans sa gestion par l'éleveur (e.g. alimentation) sera toujours différente de la réponse de la population, même si cette différence est faible dans certains cas (Ferguson *et al.*, 1997). Puillet *et al.* (2010) montre que les performances techniques d'un troupeau caprin laitier à haut potentiel soumis à une sous-alimentation sont équivalentes à celles d'un troupeau à potentiel moyen avec alimentation couvrant les besoins de la population. Cependant, la sous-alimentation s'accompagne d'une proportion importante d'individus dont les besoins n'ont pas été couverts et qui produisent du lait au détriment de leurs réserves corporelles. Pomar *et al.* (2003) ont montré que pour simuler l'ingestion et la croissance d'un groupe de porcs, la prise en compte de la variabilité individuelle *versus* l'utilisation de caractéristiques moyennes, a peu d'effet sur la consommation moyenne d'aliment de la population mais réduit son taux de dépôt protéique, son gain moyen quotidien, et son indice de consommation moyen. Brossard *et al.* (2014) ont comparé des données observées issues

d'expérimentation animale à des données prédites à l'aide du modèle InraPorc® (2006). Ils ont montré que prendre en compte la variabilité des porcs en termes de potentiels d'ingestion et de croissance permettait de générer un poids à l'abattage moyen et un coefficient de variation de ces poids proches de ceux de la population réelle. Le modèle de l'atelier d'engraissement porcin construit capitalise sur les propriétés des modèles individu-centrés pour reproduire de façon satisfaisante le comportement du système en réponse à différents facteurs d'élevage.

L'utilisation d'un modèle individu-centré pour construire le fonctionnement du système peut aussi permettre de modéliser des phénomènes inexpliqués (Berry et Beslon, 2015). Le modèle est construit à une échelle inférieure au système, ce qui permet de représenter des comportements connus à l'échelle infra et de faire émerger des comportements à l'échelle supra. Cette approche par modélisation individu-centré est donc adaptée pour réaliser des expérimentations virtuelles. Elle permet d'étudier des phénomènes difficilement observables *in vivo* pour des raisons d'échelles spatiale ou temporelle. De façon similaire à ce que nous avons réalisé, le modèle développé par Puillet (2010) est à destination d'une utilisation pour la recherche et comme outil d'aide à la décision. Ce modèle est adapté pour la mise en place d'expérimentations virtuelles en amont d'expérimentations sur animaux afin de réaliser une pré-évaluation des effets des pratiques et éventuellement adapter les protocoles en conséquence. Le modèle de l'atelier d'engraissement porcin développé durant ce travail de thèse pourrait être utilisé dans cette même optique. La représentation de la variabilité entre individus permet de représenter les effets de pratiques innovantes telle que l'alimentation de précision, et de mettre en évidence leurs incidences sur les résultats techniques, économiques et environnementaux auxquels on peut s'attendre. Cela peut conforter les décisions dans la mise en place de ces nouvelles pratiques dans les élevages.

Dans la littérature des modèles de systèmes d'élevage, le modèle proposé ici correspond à un modèle de la catégorie 'Simuler selon un ensemble de paramètres' ('Simulating according to a set of parameters') définie par Gouttenoire *et al.* (2011). Il s'agit d'un modèle de simulation à l'échelle de l'élevage, qui permet de simuler son fonctionnement sur le long-terme. Dans son utilisation courante, le modèle simule deux années de fonctionnement de l'élevage en deux minutes pour un atelier d'engraissement de 400 porcs par bande, avec 21 jours d'écart entre bandes. Simuler sur plus d'années augmenterait le temps de calcul, tout en restant dans des gammes de temps raisonnables (entre 5 et 55 min pour 10ans selon la conduite en bandes). Les sorties du modèle sont multicritères et permettent de calculer les résultats techniques, économiques et environnementaux de l'atelier, et de prendre en compte l'effet du niveau sanitaire ou des potentialités génétiques des animaux. Pour qu'un

modèle puisse aider au pilotage de l'organisation d'un élevage, quatre caractéristiques ont été identifiées par Gouttenoire *et al.* (2011) : (i) être à l'échelle de l'élevage, (ii) représenter le fonctionnement de l'élevage sur le long terme, (iii) prendre en compte des changements en profondeur du système, ce qui nécessite de remettre en question la cohérence du système, (iv) intégrer des pratiques d'élevage et des indicateurs de performances pertinents pour la décision des éleveurs. Notre modèle répond aux points (i), (ii) et (iv) listés par Gouttenoire *et al.* (2011). Pour ce qui concerne le point (ii) relatif à la cohérence du système, il n'est en effet pas directement pris en compte dans le modèle puisque la structure de l'élevage ne change pas pendant la simulation. Cependant, notre modèle permet de tester différentes combinaisons d'entrées (pratiques, caractéristiques des animaux, infrastructure) et de comparer les résultats des simulations, et donc d'évaluer les conséquences d'un changement en profondeur du système sur les performances de l'atelier d'engraissement. Concernant le point (iv), les enquêtes en élevage préalablement effectuées ont permis d'identifier les pratiques les plus pertinentes pour la gestion de l'atelier d'engraissement.

Ces choix de modélisation ont permis d'aboutir à une structure de modèle adaptée pour une utilisation en recherche et en tant qu'outil d'aide à la décision afin d'évaluer les effets d'un changement de gestion de l'atelier d'engraissement porcin sur ses résultats techniques et économiques et ses impacts environnementaux.

2. Apports et choix méthodologiques pour la construction, l'évaluation et l'utilisation du modèle

Avant d'utiliser un modèle en recherche ou pour le conseil, il est nécessaire d'explorer son comportement et d'évaluer sa capacité de prédiction. Nous avons mis en place une démarche d'évaluation du modèle en plusieurs étapes.

Premièrement, le modèle a été construit par étapes suivant une procédure basée sur les méthodes Agile qui utilisent des développements itératifs avec des délais courts et évolutifs entre deux étapes successives (Larman, 2003). Les développements itératifs sont des approches utilisées pour construire des logiciels informatiques par étape, chacune de ces étapes constituant un mini-projet incluant analyse, conception, programmation et test. A l'issue de chaque étape, une partie stable du logiciel, dont le comportement a été au moins partiellement testé est livrée et incorporée au logiciel global. A la dernière étape, le logiciel est entièrement construit et a été testé étape par étape. Avec cette méthode, le logiciel est incrémenté à chaque étape, en considérant en permanence la finalité globale. L'utilisation de délais courts pour ces étapes oblige à définir les priorités et à fixer des objectifs réalistes dans le temps imparti, le but étant de ne pas surcharger le développeur afin qu'il puisse faire

un travail de qualité. Les délais ne doivent donc pas trop varier entre chaque étape. Les recommandations de délais sont entre 2 semaines et 2 mois, avec une préférence pour les délais les plus courts (Larman, 2003). Pour notre part, nous avons retenu un rythme de 3-4 semaines avec un groupe de suivi associant deux experts de l'IFIP et deux experts de l'INRA, et moi-même en charge du développement du modèle. Les développements évolutifs impliquent que les stratégies, prévisions, solutions évoluent ou soient affinées au fur et à mesure des étapes. Ce type de développement permet de répondre aux découvertes et changements imprévisibles pouvant survenir pendant le projet. Cette méthode de construction nous a permis de disposer d'un modèle opérationnel quatre mois après le démarrage de la thèse et dont les fonctionnalités ont été progressivement enrichies et vérifiées à chaque étape par expertise et en comparaison avec des résultats d'élevage (IFIP, 2015, chapitre I).

Une analyse de sensibilité du modèle final a ensuite été réalisée pour identifier les entrées-clés du modèle (Chapitre II). L'analyse de sensibilité est une méthode d'exploration large du comportement des modèles, permettant de comprendre et d'évaluer la justesse de leur fonctionnement afin de les valider et/ou de les faire évoluer (Faivre *et al.*, 2013). Elle permet d'évaluer les effets des paramètres du modèle sur ses sorties, ce qui peut parfois conduire à la simplification du modèle par exemple en fixant la valeur des paramètres non influents. Deux aspects méritent d'être développés ici : l'adéquation de l'enchaînement des méthodes pour aboutir à une analyse de sensibilité globale, et le choix des variables d'entrées incluses dans l'analyse.

L'analyse de sensibilité globale mise en place a été adaptée pour répondre aux contraintes induites par les caractéristiques du modèle (long temps de calcul, sorties multicritères). Pour répondre à cette question méthodologique, une démarche d'analyse de sensibilité globale en plusieurs étapes a été mise en œuvre : criblage pour écarter les paramètres très peu influents via une analyse de Morris (Morris, 1991), construction de métamodèles pour les paramètres retenus afin d'améliorer la vitesse de calcul des sorties (Faivre *et al.*, 2013), analyse de sensibilité via une méthode de Sobol pour évaluer la part de variance de chaque sortie expliquée par les variations et interactions de chaque entrée (Sobol, 1993). L'enchaînement de plusieurs méthodes est recommandé dans les divers travaux méthodologiques (Saltelli et Annoni, 2010, Schouten *et al.*, 2014). Néanmoins la mise en œuvre concrète de l'enchaînement de ces différentes étapes est assez peu rencontrée dans la littérature (Ferretti *et al.*, 2016), et l'étude proposée ici est à notre connaissance la première mise en œuvre concrète et complète de cet enchaînement en modélisation des systèmes d'élevage. L'exploration du comportement du modèle nous a aussi permis de détecter et corriger quelques erreurs de codage informatiques, et donc de procéder à une

validation interne du modèle. De plus, la détection des variables d'entrée les plus influentes a permis d'identifier les informations à collecter finement préalablement à l'utilisation du modèle.

Faivre *et al.* (2013) définissent les variables d'entrée d'un modèle comme étant des « variables mesurées ou renseignées par les utilisateurs du modèle », et les paramètres comme étant des « éléments non mesurés ou non renseignés par l'utilisateur, mais essentiels au fonctionnement du modèle ». L'analyse de sensibilité proposée ici a porté sur une série d'entrées du modèle, accessibles via une enquête détaillée en élevage. Il s'agit bien de variables d'entrée et non pas de paramètres, selon les définitions rappelées ci-dessus. Ces entrées sont des caractéristiques de structure des salles, des critères de conduite de l'atelier ou encore des caractéristiques des animaux, accessibles via les bases de données telles que la GTE (IFIP, 2015). Le modèle étudié ici comporte aussi un certain nombre de paramètres, au sens de Faivre *et al.* (2013), qui sont en fait des paramètres du modèle InraPorc, lequel a été inclus comme sous-modèle pour le calcul de l'ingestion et de la croissance de chaque porc. Le comportement du modèle InraPorc a été par ailleurs étudié dans un certain nombre de travaux (van Milgen *et al.*, 2008, Brossard *et al.*, 2009) bien qu'il n'ait pas fait l'objet d'une analyse de sensibilité en tant que telle. Dans le cadre de la thèse nous nous sommes donc focalisés sur les variables d'entrées qui devront être renseignées par les utilisateurs de l'outil d'aide à la décision. L'analyse réalisée nous a ainsi permis d'identifier les variables d'entrées qui doivent faire l'objet d'une estimation précise, et qui sont d'ailleurs prises en compte dans la démarche de calibration décrite au chapitre III. Dans de futurs travaux, une analyse de sensibilité incluant les variables d'entrées retenues dans notre analyse et les paramètres du modèle InraPorc pourrait compléter utilement l'exploration du comportement du modèle.

Après ces étapes de validation interne et d'exploration du comportement du modèle, il était nécessaire de produire une comparaison formelle des valeurs prédites par le modèle et des valeurs observées avec des données indépendantes (Bellocchi *et al.*, 2010). Cette évaluation, réalisée par une comparaison avec des élevages de terrain, a donné lieu à la construction d'une procédure de paramétrage du modèle pour l'utilisation en tant qu'outil d'aide à la décision, et a permis de préciser la gamme de validité du modèle et de quantifier sa capacité de prédiction (chapitre III).

La procédure de paramétrage mise en place apparaît adéquate puisqu'elle permet de réduire à un niveau satisfaisant les erreurs de prédiction de la plupart des sorties techniques considérées : indice de consommation, gain moyen quotidien, poids vif moyen d'abattage,... Outre le fait de renseigner précisément les variables d'entrée du modèle accessibles pour chaque élevage, cette procédure porte aussi sur les niveaux d'ingestion et de croissance

moyens de la population via un coefficient d'ajustement de l'ingestion chaque jour pour chaque porc et un coefficient d'ajustement du dépôt protéique moyen pour chaque porc. La procédure permet donc de prendre en compte le niveau de potentiel de la population considérée, qui peut être un peu différent de celui de la population utilisée dans le modèle.

Cette première évaluation formelle du modèle suggère que sa gamme de validité couvre une gamme de conduites en bandes, de niveaux de performances en élevage et de pratiques d'alimentation suffisamment satisfaisante pour être utilisée dans des élevages conventionnels en France et en Europe. Cette utilisation nécessite cependant un paramétrage préalable précis. Les résultats obtenus pour les fermes enquêtées suggèrent que le modèle peut être utilisé pour des ateliers avec des poids d'abattage élevés de type « porcs lourds » si le poids d'objectif à l'abattage est correctement renseigné. Dans l'avenir, l'utilisation en routine de l'outil permettra d'aller plus loin dans cette évaluation. Il sera en effet possible d'évaluer la justesse de prédiction du modèle à chaque utilisation par comparaison avec les données observées dans l'élevage, et de renvoyer l'information aux développeurs. De plus, les questions soulevées par les utilisateurs pourront engendrer un besoin d'évolution de la structure du modèle, par l'ajout de nouvelles entrées et/ou sorties, ou à un niveau plus élevé, de nouveaux mécanismes (e.g. pratiques d'élevage). Le modèle et l'outil pourront alors évoluer en réponse aux besoins de la filière.

Le chapitre IV de la thèse propose une première utilisation du modèle pour explorer les effets des interactions entre pratiques, structure et caractéristiques des animaux sur les résultats de l'atelier. Une expérimentation virtuelle a donc été mise en œuvre avec le modèle. L'expérimentation virtuelle constitue un moyen reconnu de remplacement des expérimentations animales (Doke et Chawale, 2015). Cette approche de l'expérimentation par modélisation offre des coûts, en termes économique et temporel, largement inférieurs à l'expérimentation animale. Ainsi, l'expérimentation virtuelle décrite dans le chapitre IV teste 96 scénarios (croisant des pratiques d'alimentation, de conduite en bandes, et deux niveaux sanitaires) pour lesquels le fonctionnement d'un atelier d'engraissement est simulé sur deux ans. Mettre en place une expérimentation similaire *in vivo* serait très difficile du fait du coût (production de 8000 porcs par an en moyenne) et du temps nécessaire (2 ans par scénario). Notre modèle permet de tester un tel scénario en 2 min en moyenne, pour un coût économique moindre (salaires des développeurs du modèle, achat d'un ordinateur) en comparaison de l'expérimentation *in vivo* (achats de porc, d'aliment, occupation des bâtiments, salaires des expérimentateurs, ...). La mise en œuvre de cette expérimentation virtuelle nous a conduits à poser tout de même un certain nombre de questions d'ordre méthodologique : comment analyser les résultats issus d'une expérimentation virtuelle ?

Comment représenter des différences de potentiel des animaux entre une population en situation sanitaire saine et une population en situation sanitaire dégradée ?

Sur le premier point, une expérimentation qui explore l'effet de 96 scénarios est relativement ardue à analyser, qu'elle soit réelle ou virtuelle. En effet, les effets de 6 facteurs ont été croisés selon un plan complet et sont donc susceptibles de conduire à des interactions d'ordre 6 difficilement interprétables. Pour pallier à cette difficulté la démarche utilisée a associé analyse de variance sur les facteurs principaux, analyse des interactions d'ordre 2 avec le type de population considéré, et typologie des scénarios pour hiérarchiser les effets des facteurs.

Concernant la représentation du potentiel d'ingestion et de croissance dans une population en état sanitaire dégradé, nous avons adopté une démarche pragmatique qui consiste à appliquer la même réduction de potentiel en pourcentage du potentiel initial à chacun des porcs de la bande étudiée. Pour cela nous avons utilisé des travaux existants mentionnant des pourcentages moyens de réduction de performances (Pastorelli *et al.*, 2012). A plus long terme, l'utilisation du modèle pose la question de la représentation de la variabilité de potentiel entre individus d'une même population. La distribution de potentiels utilisée dans le modèle a été développée à partir de travaux utilisant un grand nombre de génotypes animaux ce qui permet de l'utiliser pour un grand nombre de situations (Vautier *et al.*, 2013). Cependant, pour prendre en compte des situations sanitaires dégradées il serait intéressant d'associer le présent modèle à un modèle de propagation de maladies au sein d'un élevage pour appliquer les dégradations de potentiels de façon différenciée entre les individus sains et les individus malades.

La démarche mise en œuvre dans ce travail de thèse a permis de répondre à un certain nombre de questions méthodologiques, concernant la construction du modèle, l'exploration de son comportement, son évaluation ou encore son utilisation. Les choix réalisés et les apports méthodologiques permettent donc au modèle de reproduire les interactions entre structure de l'atelier, pratiques mises en œuvre et caractéristiques des animaux.

3. Contribution du modèle à l'étude du fonctionnement de l'atelier d'engraissement porcin

Les différentes pratiques d'élevage mises en œuvre dans les ateliers d'engraissement porcins visent à assurer une production régulière et une rentabilité de l'élevage en cherchant à optimiser les performances de croissance et d'ingestion des porcs, et le poids et la qualité des carcasses à l'abattage. La dimension environnementale des résultats d'élevage est également devenue ces dernières années un enjeu de plus en plus important, poussant à

reconsidérer la gestion de l'élevage pour réduire ses impacts environnementaux, tout en maintenant ses résultats économiques.

- a. Effet des pratiques d'alimentation sur les résultats techniques, économiques et environnementaux de l'atelier d'engraissement

Les effets des pratiques d'alimentation sur les performances de l'élevage porcin dans un contexte sanitaire sain sont le plus couramment étudiés. Symeou *et al.* (2016a) ont évalué l'effet de l'augmentation du nombre de phases dans la séquence alimentaire sur la quantité de P excrété, le GMQ, et l'IC d'une bande de porcs en engraissement. Ils ont montré que le passage d'une alimentation en une phase à une alimentation en trois phases réduisait la quantité totale de P excrété par la bande de 9,3 % et l'IC de 1,7 %, et augmentait le GMQ de 1,8 %. Pomar *et al.* (2014) ont montré que le passage d'une séquence en trois phases à une séquence multiphase journalière peut réduire l'excrétion de N par porc de 11,8 %, l'excrétion de P par porc de 1,9 %, et l'IC de 0,4 %, en augmentant le GMQ de 2,4 %. Dans notre expérimentation virtuelle (chapitre IV), nous avons montré que, dans un contexte sanitaire sain, le passage d'une séquence biphasé à une séquence multiphase journalière réduisait la quantité de P excrété par porc de 3,6 %, la quantité de N excrété par porc de 12,0 %, le GMQ de 2,2 %, les impacts environnementaux (CC, AC, EU, DEC) de 4,8 % en moyenne, et OCC de 1,7 %, et augmentait l'IC de 2,0 %, et la marge brute de 15,2 % (soit 1,9 €/porc). Les différences de tendance pour le GMQ et l'IC entre notre étude et celles de Pomar *et al.* (2014) et Symeou *et al.* (2016a) peuvent s'expliquer par la différence d'échelle de l'expérimentation. En effet, dans notre étude nous avons fait la moyenne des performances de toutes les bandes engraisées dans l'atelier pendant un an (i.e. 53 bandes de 400 porcs en conduite avec 7 jours d'écart entre bandes), tandis que Pomar *et al.* (2014) évaluent les effets de chaque séquence sur 52 femelles à l'engrais, et Symeou *et al.* (2016a) sur une bande de 500 porcs. Cela peut aussi s'expliquer par le fait que dans l'étude de Symeou *et al.* (2016a) la quantité d'aliment distribué aux porcs chaque jour est calculée de telle sorte que les besoins en énergie et protéine pour la croissance et l'entretien soient toujours couverts. Par ailleurs, le GMQ est standardisé entre 30 et 105 kg dans l'étude de Pomar *et al.* (2014), tandis qu'il est calculé sur toute la période d'engraissement dans notre étude (poids moyen d'abattage de 118 kg). L'augmentation du nombre de phases dans la séquence alimentaire est donc une mesure importante pour réduire les impacts environnementaux de l'atelier tout en maintenant, voire en améliorant, ses résultats économiques.

L'effet du plan de rationnement sur les performances de l'atelier d'engraissement a aussi été mis en évidence dans différentes études. Brossard *et al.* (2014) ont montré que le passage

d'un plan *ad libitum* à une restriction diminuait le GMQ de 3,5 %, l'IC de 1,1 %, et la quantité de N excrété de 3,6 %, et augmentait le TMP de 1,6 %. Dans notre expérimentation virtuelle (chapitre IV), dans un contexte sanitaire sain, le passage d'un plan de rationnement *ad libitum* à une restriction à 2,5 kg/ j/ porc réduit en moyenne l'IC de 1,2 %, la quantité de N excrété de 3,2 %, le coût alimentaire de 1,3 % (soit 1,0 €/porc) et les impacts environnementaux (CC, AC, EU, DEC, OCC) d'en moyenne 1,3 %. Dans le même temps le passage à une restriction à 2,5 kg/ j/ porc augmente le TMP de 1,2 %, et la marge brute de 33,3 % (soit 2,5 €/porc). Massiot et Quiniou (2008) ont montré que l'effet du rationnement est différent suivant qu'il est appliqué en fin ou en début d'engraissement. Pour des mêmes résultats d'IC et de poids chaud après abattage, rationner en fin d'engraissement plutôt qu'en début augmente le GMQ de 1,9 % et le TMP de 1,6 %. La restriction alimentaire des porcs en fin d'engraissement est donc un deuxième levier d'action pour réduire les impacts environnementaux de l'atelier d'engraissement porcin tout en améliorant ses résultats économiques.

L'effet seul de l'adaptation des plans d'alimentation aux performances individuelles ou à la performance moyenne d'un groupe de porcs a été très peu étudié (à séquence et plan de rationnement identiques). Andretta *et al.* (2014) ont montré que, dans le cas de l'application d'un multiphase journalier associé à un plan d'alimentation *ad libitum*, l'adaptation en fonction des performances du groupe (groupe de 15 porcs) ou de l'individu n'influait pas les performances techniques moyennes du groupe. Dans notre expérimentation virtuelle (chapitre IV), l'échelle d'application des plans d'alimentation en fonction des performances de l'individu au lieu des performances moyennes des porcs de la même case (groupe de 20 porcs) dans un contexte sanitaire sain n'a pas non plus d'effet sur l'IC, mais a réduit le GMQ de 1,0 %, les impacts AC et EU de 1,1 %, et les impacts CC, DEC et OCC de 0,7 % en moyenne, et a augmenté la marge brute de 5,9 % (soit 0,7 €/porc). Dans un contexte sanitaire dégradé, ce changement d'échelle d'application a réduit l'IC de 0,7 %, le GMQ de 1,1 %, les impacts AC et EU de 1,4 %, et les impacts CC, DEC, et OCC de 0,9 % en moyenne, et a augmenté la marge brute de 44,1 % (soit 1,1 €/porc). Monteiro *et al.* (2016a) ont testé l'effet d'un multiphase journalier appliqué à l'échelle de la bande de porcs (bande de 1000 porcs) et appliqué à l'échelle de l'individu. Ils ont montré que le passage de l'échelle bande à l'échelle individu augmente le GMQ de 4,4 %, et réduit l'IC de 3,2 %, l'excrétion d'azote de 16,4 % et de P de 5,6 %, le coût alimentaire de 6,3 %, CC de 6,1 %, AC de 11,5 %, EU de 7,9 %, DEC de 5,8 %, et OCC de 2,8 %. Dans notre expérimentation virtuelle (chapitre IV), l'échelle d'application des plans d'alimentation en fonction des performances de l'individu au lieu des performances moyennes des porcs de la même bande (bande de 400 porcs) diminue le GMQ de 1,4 %, l'IC de 0,7 %, l'excrétion de N de 3,2 % et de P de

2,3 %, le coût alimentaire de 1,4 %, CC de 1,1 %, AC de 1,5 %, EU de 1,5 %, DEC de 1,0 %, et OCC de 0,9 %, et augmente la marge brute de 18,7 % (soit 1,3 €/porc). Ces résultats montrent que l'application des pratiques d'alimentation en fonction des performances de l'individu au lieu des performances du groupe améliore les résultats économiques et les impacts environnementaux de l'atelier d'engraissement porcin. De plus, cette amélioration augmente avec la taille du groupe et la dégradation du statut sanitaire.

b. Effet de la conduite des animaux et de la gestion des départs à l'abattoir sur les résultats de l'atelier d'engraissement

La conduite en bandes de l'élevage permet de réguler les flux d'animaux et les flux financiers, d'optimiser l'occupation des salles et d'organiser le travail (Martel *et al.*, 2008). L'effet de cette conduite, et par extension de la durée d'engraissement qui en est une résultante, sur les performances techniques de l'élevage porcin a été très peu étudié. La durée d'engraissement est conditionnée par l'intervalle entre l'arrivée de deux bandes successives sur l'élevage, la durée du vide sanitaire entre le vidage d'une salle d'engraissement et l'arrivée d'une nouvelle bande dans cette salle, et l'utilisation éventuelle d'une salle tampon pour poursuivre l'engraissement des porcs encore trop légers après le vidage de la salle d'engraissement principale de leur bande. L'effet de la conduite, et notamment la gestion des contacts directs et indirects entre bandes et individus, a été principalement étudié pour prédire les propagations de maladies au sein de l'élevage (Lurette *et al.*, 2008, Hill *et al.*, 2016) sans prendre en compte l'incidence sur les performances techniques de l'élevage. Vangroenweghe *et al.* (2012) ont étudié l'effet du passage d'une conduite en bandes avec 7 jours d'écart entre bandes à une conduite avec 28 ou 35 jours d'écart sur le statut sanitaire de l'élevage. Ils ont montré qu'une conduite avec un intervalle plus long améliore considérablement le statut sanitaire de l'élevage par rapport à une conduite avec 7 jours d'écart, avec un statut plus sain en 35 jours qu'en 28 jours. Cela peut être dû au fait que l'augmentation de l'écart entre bandes diminue le nombre de bandes présentes sur l'élevage. De plus, les maladies prise en compte dans leur étude sont connues pour avoir un fort impact sur les résultats économiques des élevages porcins. Dans notre expérimentation virtuelle (chapitre IV), nous avons testé les effets des conduites en bandes avec 7 et 35 jours d'écart entre bandes sur les résultats techniques économiques et les impacts environnementaux. L'écart entre bandes n'avait pas d'effet seul sur la marge brute, et la conduite en 35 jours présentait de plus faibles impacts environnementaux par rapport à la conduite avec 7 jours d'écart (réduction de 3,0 % en moyenne). Le modèle développé n'intègre pas les effets de la conduite en bandes sur la propagation de maladies et n'est donc pas en mesure de représenter les effets de différents niveaux de contacts entre bandes

sur l'état sanitaire de l'élevage et les résultats économiques qui en découlent. L'augmentation de la durée de l'intervalle entre l'arrivée de deux bandes au sein de l'élevage semble améliorer le statut sanitaire de l'élevage, ce qui laisse espérer de meilleurs résultats économiques, et une diminution des impacts environnementaux. Les mécanismes associés mériteraient d'être inclus dans l'avenir au modèle développé pour tester les effets d'une gamme de conduites en bandes sur les résultats techniques, économiques et environnementaux des élevages.

Dans le contexte économique français du premier trimestre 2015, Aubry *et al.* (2016) ont montré que l'allongement de la durée d'engraissement des porcs les plus légers de la bande jusqu'à ce qu'ils atteignent au moins 115 kg de poids vif augmente la marge par porc. Dans le contexte choisi, 115 kg correspond au cœur de la gamme de poids d'abattage, assurant un paiement maximal par kg de carcasse dans la grille de paiement. Pour les porcs les plus lourds après les premiers départs (99,7 kg en moyenne à 145 jours d'âge) le gain de marge optimal est atteint après 21 jours passés en salle tampon. Pour les porcs les plus légers, l'intérêt économique se prolonge au-delà de 21 jours. Lors de l'analyse de sensibilité du modèle (chapitre II), nous avons testé l'effet de la durée maximale de présence des porcs en salle tampon. La durée maximale d'allongement de l'engraissement pour assurer une marge et des impacts environnementaux optimaux était de 44 jours. Une durée plus longue (63 jours) ou plus courte (7 ou 25 jours) diminuait la marge et augmentait les impacts environnementaux. Ces résultats montrent que l'allongement de la durée d'engraissement des porcs les plus légers au moment du vidage de la salle peut être un moyen d'augmenter leurs performances, et ainsi d'impacter positivement les résultats économiques et les impacts environnementaux de l'atelier d'engraissement porcin. Cependant, il est important de prendre en compte le poids objectif d'abattage et le contexte économique pour déterminer cette durée optimale.

4. Effet combinés des facteurs étudiés sur l'ensemble des performances de l'atelier d'engraissement porcin

Nous avons vu précédemment que certaines pratiques d'élevage permettent d'améliorer les performances techniques, économiques et environnementales de l'atelier d'engraissement. Il n'est cependant pas certain que l'effet de ces pratiques soit le même en fonction du contexte de l'élevage étudié (conduite en bandes, caractéristiques des animaux, autres pratiques d'élevage mise en place). Les performances techniques, économiques et environnementales de l'atelier d'engraissement sont liées entre elles, entraînant parfois une amélioration des résultats économiques associée à une dégradation des impacts environnementaux,

aboutissant à la recherche de compromis (*trade-offs*). McAuliffe *et al.* (2017) ont ainsi étudié les liens entre résultats techniques et impacts environnementaux des élevages porcins. Ils ont montré qu'une réduction de l'IC de 9 % est liée à une réduction des impacts CC, AC et EU de respectivement 6 %, 15 % et 12 %. En totalisant nos résultats de simulation de l'analyse de sensibilité réalisée à l'aide de la méthode de Morris (chapitre II) et de l'expérimentation virtuelle (chapitre IV), on peut calculer qu'une réduction de l'IC de 9 % est associée à une réduction des impacts CC, AC et EU de respectivement 8 %, 11 % et 11 %, et une augmentation de la marge de 49 % (soit 5.6 €/porc, Figure 14). Nos résultats montrent également que l'impact CC est négativement corrélé à la marge de l'élevage (Figure 14). Lorsque l'impact CC diminue, la marge brute augmente. Ces différents résultats montrent qu'il est possible de trouver des combinaisons de pratiques d'élevage, caractéristiques des animaux, et d'infrastructure permettant d'améliorer conjointement les résultats techniques, économiques et environnementaux de l'atelier d'engraissement porcin. Les résultats de l'expérimentation virtuelle (chapitre IV) ont montré qu'en contexte sanitaire sain la combinaison d'une séquence multiphase journalière avec une restriction alimentaire permettait d'améliorer les résultats économiques et les impacts environnementaux de l'atelier. Cette amélioration est d'autant plus élevée quand elle est associée à une conduite avec 35 jours d'écart entre bande. En contexte sanitaire dégradé, l'utilisation d'une restriction alimentaire appliquée à l'individu, ou l'utilisation d'une séquence multiphase journalière permet d'améliorer les performances économiques et environnementales de l'atelier.

Les pratiques d'alimentation sont les pratiques ayant le plus d'effet sur les performances de l'atelier d'engraissement porcin. Les résultats de l'expérimentation virtuelle (chapitre IV) ont montré que l'interaction entre la séquence alimentaire et le plan de rationnement n'avait pas d'effet significatif sur les performances de l'atelier, quel que soit le contexte sanitaire. Cela signifie que l'effet de la séquence alimentaire est le même quel que soit le plan de rationnement considéré, et vice versa, dans les deux contextes sanitaires. Cependant, le niveau d'apport en lysine digestible des aliments par rapport au besoin moyen de la population joue un rôle important.

Brossard *et al.* (2009) ont comparé les effets du nombre de phases de la séquence alimentaire croisé avec plusieurs niveaux d'apport en lysine digestible, en fonction des besoins moyens de la population sur les performances techniques des porcs. Ils ont montré qu'un apport en lysine digestible correspondant à 110% du besoin moyen de la population permet d'obtenir les performances techniques maximales. Cependant, cet optimum d'apport peut être différent si on prend en compte les résultats économiques et environnementaux de l'atelier.

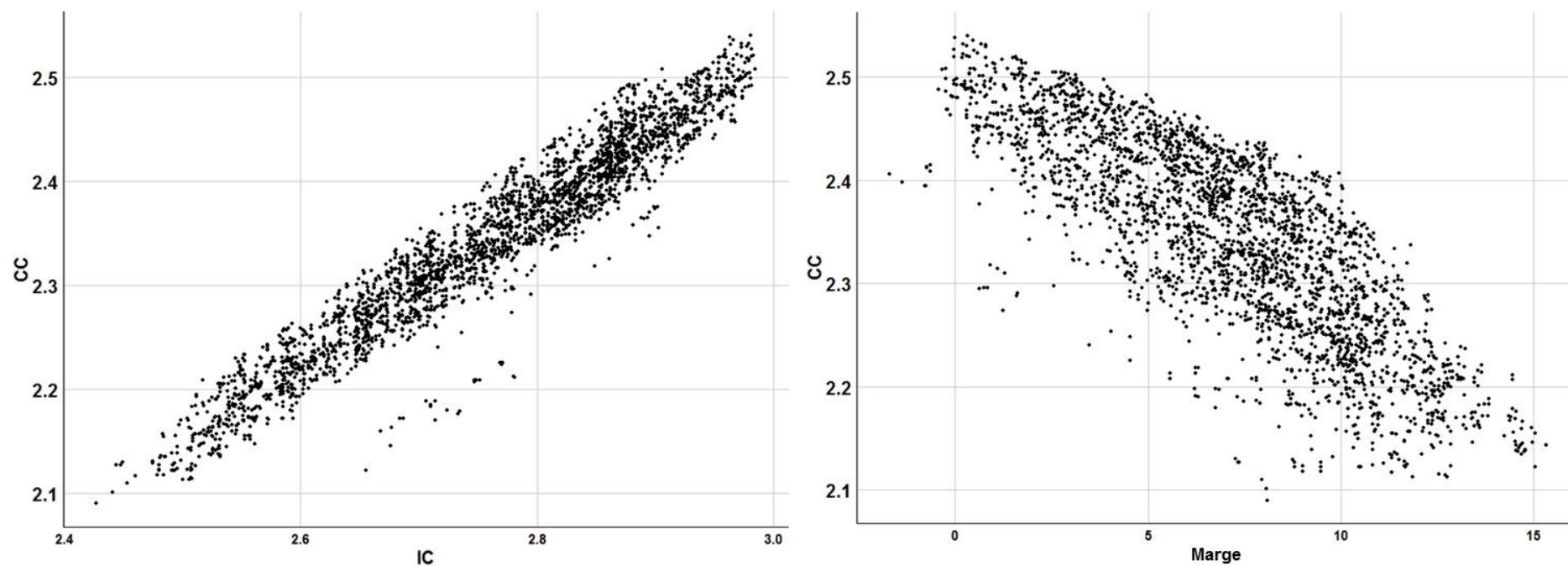


Figure 14 – Relations entre impact changement climatique (CC, kg CO₂-eq/ kg de gain poids vif), indice de consommation (IC, kg/kg), et marge (€/porc) de l'atelier d'engraissement porcin. Ces résultats proviennent de l'analyse de sensibilité réalisée à l'aide de la méthode de Morris (chapitre II) et de l'expérimentation virtuelle (chapitre IV) effectuée à l'aide du modèle de l'atelier d'engraissement développé durant la thèse (n=3296 simulations).

Brossard *et al.* (2014) ont ainsi comparé des séquences alimentaires biphasé avec différents niveaux de rationnement et une teneur en lysine digestible dans l'aliment correspondant à 100% des besoins moyens de la population, avec des séquences multiphasé en *ad libitum* avec différents niveaux d'apport en lysine digestible dans les aliments. Leurs résultats montrent qu'en termes de marge sur coût alimentaire et d'excrétion de N, les pratiques optimales sont la séquence biphasé associée à une restriction alimentaire à 90% de l'*ad libitum*. Nos résultats d'expérimentation virtuelle (chapitre IV) montrent que, à même niveau de lysine digestible (110% du besoin moyen), l'utilisation d'une séquence multiphasé journalière permet d'augmenter la marge et de diminuer les impacts environnementaux, en opposition à l'utilisation d'une séquence biphasé. Andretta *et al.* (2016) montrent que l'apport optimal, pour maximiser les performances économiques et environnementales de l'atelier, est de 100% des besoins en lysine digestible de chaque individu chaque jour. Ces différents résultats indiquent que le choix des pratiques d'alimentation pour optimiser les performances de l'atelier d'engraissement peut dépendre du niveau de performance de la population. Toutefois, les résultats de l'expérimentation virtuelle (chapitre IV) montrent que, quel que soit le contexte sanitaire, l'utilisation d'une alimentation au plus proche des besoins de chaque individu permet d'améliorer les résultats économiques et les impacts environnementaux de l'atelier, comme l'ont observé également Andretta *et al.* (2016) dans leur expérimentation sur animaux.

Conclusions et perspectives

Conclusion et perspectives

Le modèle de l'atelier d'engraissement porcin construit dans le cadre de cette thèse prédit les effets combinés de la variabilité inter-individuelle des performances des porcs, de la structure de l'élevage et des pratiques mises en place par l'éleveur sur les résultats technico-économiques et environnementaux de l'atelier. Ce modèle a été évalué à l'aide d'une analyse de sensibilité et d'une comparaison entre des données prédites et des données observées. L'expérimentation virtuelle réalisée en dernière étape a permis d'étudier les effets des interactions entre pratiques d'élevage, caractéristiques des animaux, et infrastructure sur les performances techniques, économiques et environnementales de l'atelier. La Figure 15 retrace la démarche de travail suivie durant la thèse et les réponses apportées aux différents objectifs associés à chaque étape. Le modèle proposé montre que les principaux déterminants des résultats de l'atelier sont les pratiques d'alimentation (séquence, plan et échelle d'application), le potentiel moyen d'ingestion et de croissance des animaux et la conduite en bandes.

L'analyse de sensibilité a montré que les variables d'entrée les plus influentes sur les performances de l'atelier relèvent des caractéristiques des animaux (poids à l'entrée en engraissement, capacité d'ingestion, et mortalité), et la durée du vide sanitaire. En prenant en compte ces résultats, une procédure de calibration du modèle a été construite pour effectuer une comparaison entre données prédites et observées et évaluer ainsi sa capacité de prédiction. Il présente une erreur de prédiction inférieure à 2% pour le poids vif initial et d'abattage, le GMQ, le TMP, la quantité cumulée d'aliment ingéré, et l'IC. Ces résultats montrent que le modèle est adapté pour simuler les performances d'un atelier d'engraissement porcin, et peut être utilisé pour la recherche et au sein d'un outil d'aide à la décision. Nous avons alors pu mettre en place une expérimentation virtuelle afin de simuler les interactions entre pratiques d'alimentation et conduite des animaux et leurs effets sur les résultats techniques, économiques et environnementaux de l'atelier en contexte sanitaire sain ou dégradé. Quel que soit le contexte sanitaire, utiliser des pratiques d'alimentation permettant d'être au plus proche des besoins de chaque individu améliore les performances économiques et environnementales de l'atelier. La mise en place de l'alimentation de précision dans les élevages porcins peut donc apporter une réponse aux enjeux économiques et environnementaux auxquels font face les élevages porcins.

Plus généralement, le travail effectué a permis d'associer et de développer des méthodes pertinentes de construction et d'évaluation des modèles d'élevage. L'utilisation d'un modèle individu-centré pour la représentation de la variabilité des performances entre individus permet une représentation fine des pratiques d'élevage et une prédiction plus proche des résultats observés.

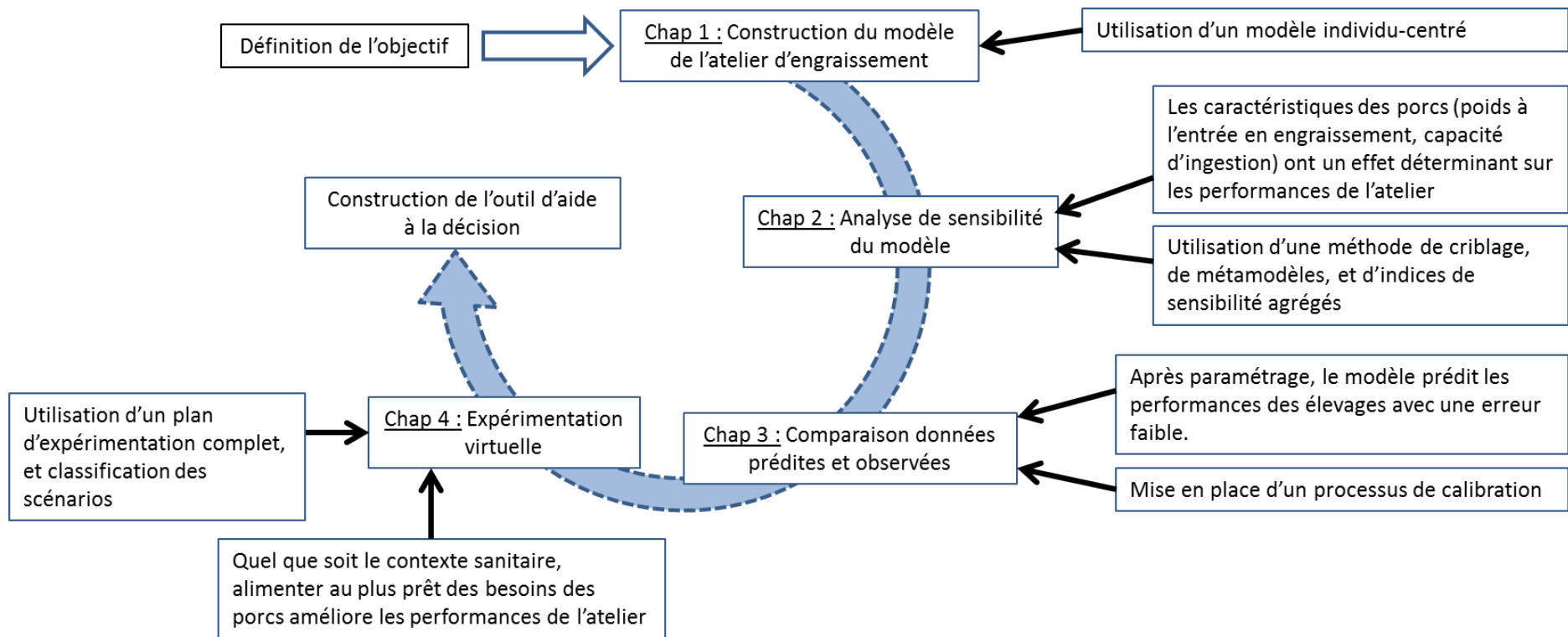


Figure 15 – Démarche de travail suivie durant la thèse, et réponses aux objectifs associés à chaque chapitre.

Conclusion et perspectives

Cependant, ce type de modèle reste coûteux en temps de calcul, et les enjeux actuels de la durabilité des élevages demandent de plus en plus d'être capable de prédire simultanément leurs performances techniques, économiques et environnementales. La méthode relative à l'analyse de sensibilité développée pour l'étude du comportement de notre modèle peut être utilisée plus largement pour étudier les comportements d'autres modèles présentant les mêmes caractéristiques, i.e. des modèles à sorties multicritères et coûteux en temps de calcul. L'analyse de sensibilité d'un modèle est une étape essentielle pour identifier à la fois les paramètres et variables d'entrée les plus influents sur les valeurs des sorties et ceux non-influents. Cela peut engendrer une simplification du modèle en fixant les valeurs des paramètres et variables d'entrée non-influents. Les paramètres et variables d'entrée influents ainsi identifiés pourront servir dans la mise en place d'une procédure afin de pouvoir paramétrer au mieux le modèle pour qu'il prédise les performances d'un élevage donné. L'évaluation des capacités de prédiction d'un tel modèle permet de s'assurer qu'il pourra produire des résultats fiables pour une utilisation en recherche et/ou pour le conseil en élevage. L'utilisation d'un modèle d'élevage pour la recherche peut se faire au travers d'expérimentations virtuelles. Pour cela il faut dans un premier temps déterminer les facteurs et leurs niveaux à étudier et construire un plan d'expérience complet. La combinaison d'une analyse de variance, d'une analyse en composantes principales, et d'une classification ascendante hiérarchique permet d'évaluer les effets seuls et en interaction des différents facteurs sur les sorties du modèle et d'identifier des familles de scénarios performants.

Le modèle de l'atelier d'engraissement porcin développé durant la thèse pourrait être amélioré ou complété de différentes manières. On pourrait ainsi y intégrer une description plus fine de la dimension sanitaire avec la représentation de la propagation de maladies et leurs effets sur les performances de l'atelier. Ceci pourrait être réalisé assez simplement puisque le modèle représente les contacts directs et indirects entre animaux intra- et inter-bandes. Pour cela les effets des différents types de maladies sur les performances d'un porc doivent être également modélisés. Cela permettrait d'avoir une approche plus globale pour mettre en place des conduites limitant la propagation de ces maladies tout en maintenant voire améliorant les performances de l'atelier. Une autre perspective de ce travail est la prise en compte de l'effet du climat, dans un contexte de changement climatique, sur les performances de l'atelier. Pour cela, il faudrait prendre en compte l'effet de la température sur les performances d'ingestion et de croissance des porcs, ainsi que la saisonnalité. La contrepartie de cette approche est qu'il faudra simuler les performances de l'élevage sur plusieurs années, augmentant ainsi le temps de simulation ce qui pourrait rendre plus difficile l'analyse du comportement du modèle. Une perspective plus globale serait aussi de coupler ce modèle à des modèles représentant l'atelier de naissance, comme celui développé par

Conclusion et perspectives

Martel *et al.* (2009), et l'atelier de post-sevrage. Cela permettrait d'étudier les effets des changements de gestion sur les performances de l'élevage porcin complet.

La qualité de prédiction du modèle et la procédure d'étalonnage établie permettent d'envisager une utilisation du modèle pour le conseil en élevage. Afin de concilier facilité d'usage et précision de l'analyse, deux niveaux de valorisation du modèle sont proposés, dans le cadre du projet MOGADOR évoqué précédemment. La première version de l'outil permettra de consulter la base de données des simulations constituée à partir du modèle. Le fait de disposer facilement d'un jeu de simulations permettra, sans la contrainte d'un paramétrage complet et d'une simulation de quelques minutes, de fournir des résultats à l'éleveur en choisissant un scénario proche de sa situation. La deuxième version de l'outil permettra d'actionner le modèle lui-même en temps réel. Cela facilitera son utilisation à la fois en mode recherche, afin d'évaluer les conséquences d'évolutions de pratiques ou de la structure de l'élevage sur l'ensemble de ses performances, et pour l'aide à la décision en élevage, moyennant un paramétrage préalable pour que la simulation reflète au mieux la situation de l'élevage étudié.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

- Agostini PS, Fahey AG, Manzanilla EG, O'Doherty JV, de Blas C and Gasa J 2013. Management factors affecting mortality, feed intake and feed conversion ratio of grow-finisher pigs. *Animal: an international journal of animal bioscience*, 1-7. <http://dx.doi.org/10.1017/S1751731113001912>.
- AHDB 2016. 2015 Pig cost of production in selected countries. Agriculture and Horticulture Development Board Pork.
- Andersen JM, Poulsen HD, Børsting CF, Rom HB, Sommer SG and Hutchings NJ 2001. 'Ammoniakemission fra landbruget siden midten af 80'erne (Ammonia emission from agriculture since the mid eighties. In Danish with summary in English.). Report 353, National Environmental Research Institute, Roskilde, Denmark.
- Andretta, I., Pomar, C., Rivest, J., Pomar, J., Lovatto, P.A., Neto, J.R., 2014. The impact of feeding growing-finisher pigs with daily tailored diets using precision feeding techniques on animal performance, nutrient utilization, and body and carcass composition. *Journal of Animal Science* 92, 3925-3936.
- Andretta I, Pomar C, Rivest J, Pomar J and Radunz J 2016. Precision feeding can significantly reduce lysine intake and nitrogen excretion without compromising the performance of growing pigs. *Animal* 10, 1137-1147. <http://dx.doi.org/10.1017/s1751731115003067>.
- Anil L, Anil SS and Deen J 2007. Effects of allometric space allowance and weight group composition on grower-finisher pigs. *Canadian Journal of Animal Science* 87, 139-151.
- ARC 1981. The nutrient requirements of pigs. Commonwealth Agricultural Bureaux, Slough, England.
- Arruda AG, Friendship R, Carpenter J, Greer A and Poljak Z 2016. Evaluation of Control Strategies for Porcine Reproductive and Respiratory Syndrome (PRRS) in Swine Breeding Herds Using a Discrete Event Agent-Based Model. *Plos One* 11. <http://dx.doi.org/e016659610.1371/journal.pone.0166596>.
- Aubry A, Lescot M, Cadéro A, Garcia F, Correge I and Quiniou N 2016. La gestion des fins de bande en élevage porcin : analyse des stratégies décisionnelles des éleveurs et des enjeux économiques associés. *Journées Recherche Porcine* 48, 225-230.
- Bellocchi G, Rivington M, Donatelli M and Matthews K 2010. Validation of biophysical models: issues and methodologies. A review. *Agronomy for Sustainable Development* 30, 109-130. <http://dx.doi.org/10.1051/agro/2009001>.

Références bibliographiques

- Berry H et Beslon G 2015. De la modélisation comme poésie : La modélisation de systèmes biologiques complexes vue par deux modélisateurs. *Modéliser et simuler* tome 1, 327-387
- Black JL 2009. Models to predict feed intake. *Voluntary Feed Intake in Pigs*, 323-351.
- Bourdon, D., Dourmad, J.Y., Henry, H., 1995. Réduction des rejets azotés chez le porc en croissance par la mise en œuvre de l'alimentation multiphase, associée à l'abaissement du taux azoté. *Journées de la Recherche Porcine*, Paris, 269-278.
- Brossard L, Dourmad JY, Rivest J and 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, 1114-1123. <http://dx.doi.org/10.1017/s1751731109004546>.
- Brossard L, Quiniou N, Dourmad JY, Salaün Y and van Milgen J 2010. Définir des stratégies alimentaires alliant performance économique et impact environnemental grâce à la modélisation du groupe de porcs en croissance. *Journées Recherche Porcine* 42, 131-132.
- Brossard L, Vautier B, van Milgen J, Salaun Y and Quiniou N 2014. Comparison of in vivo and in silico growth performance and variability in pigs when applying a feeding strategy designed by simulation to control the variability of slaughter weight. *Animal Production Science* 54, 1939–1945. <http://dx.doi.org/10.1071/an14521>.
- Brun-Lafleur L 2011. Modélisation du fonctionnement d'un troupeau laitier pour anticiper les conséquences de son pilotage. Thèse de doctorat, Agrocampus Ouest, Rennes, France, 280 p.
- Cadero A, Aubry A, Brossard B, Dourmad JY, Salaün Y and Garcia-Launay, F 2017a. Modelling interactions between farmer practices and fattening pig performances with an individual-based model. *Animal*, accepted.
- Cadero A, Aubry A, Brun F, Dourmad JY, Salaün Y and Garcia-Launay, F 2017b. Global sensitivity analysis of a pig fattening unit model simulating technico-economic performance and environmental impacts. *Agricultural Systems*, submitted.
- Cadero A., Aubry A., Dourmad J.Y., Salaün Y. and Garcia-Launay F., 2017c. From an individual-based model of a pig fattening unit to a decision support tool. *Computers and Electronics in Agriculture*; submitted.
- Campolongo F, Cariboni J and Saltelli A 2007. An effective screening design for sensitivity analysis of large models. *Environmental Modelling & Software* 22, 1509-1518.
- Cariboni J, Gatelli D, Liska R and Saltelli A 2007. The role of sensitivity analysis in ecological modelling. *Ecological Modelling* 203, 167-182.

Références bibliographiques

- Chardon X, Rigolot C, Baratte C, Espagnol S, Raison C, Martin-Clouaire R, Rellier J-P, Le Gall A, Dourmad JY, Piquemal B, Leterme P, Paillat JM, Delaby L, Garcia F, Peyraud JL, Poupa JC, Morvan T and Faverdin P 2012. MELODIE: a whole-farm model to study the dynamics of nutrients in dairy and pig farms with crops. *Animal* 6, 1711-1721. <http://dx.doi.org/doi:10.1017/S1751731112000687>.
- Clark M and Tilman D 2017. Comparative analysis of environmental impacts of agricultural production systems, agricultural input efficiency, and food choice. *Environmental Research Letters* 12, 064016. <http://dx.doi.org/10.1088/1748-9326/aa6cd5>.
- Conte S, Boyle LA, O'Connell NE, Lynch PB and Lawlor PG 2011. Effect of target slaughter weight on production efficiency, carcass traits and behaviour of restrictively-fed gilts and intact male finisher pigs. *Livestock Science* 136, 169-174. <http://dx.doi.org/10.1016/j.livsci.2010.08.018>.
- Dammgen U and Hutchings NJ 2008. Emissions of gaseous nitrogen species from manure management: a new approach. *Environmental Pollution* 154, 488-497. <http://dx.doi.org/10.1016/j.envpol.2007.03.017>.
- de Vries M and de Boer IJM 2010. Comparing environmental impacts for livestock products: A review of life cycle assessments. *Livestock Science* 128, 1-11. <http://dx.doi.org/10.1016/j.livsci.2009.11.007>.
- Doke SK and Dhawale SC 2015. Alternatives to animal testing: A review. *Saudi Pharmaceutical Journal* 23, 223-229. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jsps.2013.11.002>.
- dos Santos PMR and dos Santos MIR 2009. Using subsystem linear regression metamodels in stochastic simulation. *European Journal of Operational Research* 196, 1031-1040.
- Douglas Bates, Martin Maechler, Ben Bolker, Steve Walker 2015. Fitting Linear Mixed-Effects Models Using lme4. *Journal of Statistical Software*, 67(1), 1-48. [doi:10.18637/jss.v067.i01](https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01).
- Dourmad JY, Seve B, Latimier P, Boisen S, Fernandez J, van der Peet-Schwering C and Jongbloed AW 1999. Nitrogen consumption, utilisation and losses in pig production in France, The Netherlands and Denmark. *Livestock Production Science* 58, 261-264. [http://dx.doi.org/10.1016/s0301-6226\(99\)00015-9](http://dx.doi.org/10.1016/s0301-6226(99)00015-9).
- Dourmad J-Y and Jondreville C 2007. Impact of nutrition on nitrogen, phosphorus, Cu and Zn in pig manure, and on emissions of ammonia and odours. *Livestock Science* 112, 192-198. <http://dx.doi.org/10.1016/j.livsci.2007.09.002>.

Références bibliographiques

- Dourmad JY, Ryschawy J, Trousson T, Bonneau M, González J, Houwers HWJ, Hviid M, Zimmer C, Nguyen TLT and Morgensen L 2014. Evaluating environmental impacts of contrasting pig farming systems with life cycle assessment. *Animal* 8, 2027-2037. <http://dx.doi.org/10.1017/s1751731114002134>.
- Dubois D. 2016. Rapport d'information n° 733 (2015-2016), fait au nom de la commission des affaires économiques.
- Dubeau F, Julien PO and Pomar C 2011. Formulating diets for growing pigs: economic and environmental considerations. *Annals of Operations Research* 190, 239-269. <http://dx.doi.org/10.1007/s10479-009-0633-1>.
- Drouet JL, Capian N, Fiorelli JL, Blanfort V, Capitaine M, Duret S, Gabrielle B, Martin R, Lardy R, Cellier P and Soussana JF 2011. Sensitivity analysis for models of greenhouse gas emissions at farm level. Case study of N₂O emissions simulated by the CERES-EGC model. *Environmental Pollution* 159, 3156-3161.
- Eriksson IS, Elmquist H, Stern S and Nybrant T 2005. Environmental systems analysis of pig production - The impact of feed choice. *International Journal of Life Cycle Assessment* 10, 143-154. <http://dx.doi.org/10.1065/lca2004.06.160>.
- Faivre R, looss B, Mahévas S, Makowski D and Monod H 2013. Analyse de sensibilité et exploration de modèles : Application aux sciences de la nature et de l'environnement. Collection Savoir-Faire, Editions Quae, 352 p.
- FAO. 2011a. World Livestock 2011 – Livestock in food security. Rome, FAO.
- FAO, IFPRI, IFAD, IMF, OECD, UNCTAD, World Bank, World Food Programme, WTO, and the United Nations High-Level Task Force. 2011b. Price Volatility in Food and Agricultural Markets: Policy Responses. Policy Report
- Ferguson NS, Gous RM and Emmans GC 1997. Predicting the effects of animal variation on growth and food intake in growing pigs using simulation modelling. *Animal Science* 64, 513-522. <http://dx.doi.org/10.1017/s1357729800016143>.
- Ferguson NS 2015. Commercial application of integrated models to improve performance and profitability in finishing pigs. In *Nutritional Modelling for Pigs and Poultry* (eds. NK Sakomura, RM Gous, I Kyriazakis and L Hauschild), 141-156.
- Ferretti F, Saltelli A and Tarantola S 2016. Trends in sensitivity analysis practice in the last decade. *Science of the Total Environment* 568, 666-670.
- Gamboa F and Janon A 2014. Sensitivity analysis for multidimensional and functional outputs. *Electronic Journal of Statistics* 8, 575-603.

Références bibliographiques

- Garcia-Launay F, van der Werf HMG, Nguyen TTH, Le Tutour L and Dourmad JY 2014. Evaluation of the environmental implications of the incorporation of feed-use amino acids in pig production using Life Cycle Assessment. *Livestock Science* 161, 158-175. <http://dx.doi.org/10.1016/j.livsci.2013.11.027>.
- Garcia-Launay F, Wilfart A, Dusart L, Nzalli C, Gaudré D, Dronne Y and Espagnol S 2016. Multi-objective formulation is an efficient methodology to reduce environmental impacts of pig feeds. In Proc. of 10th International Conference on Life Cycle Assessment in the Agri-Food sector, Dublin, Ireland.
- Gauch, H.G., Hwang, J.T.G., Fick, G.W., 2003. Model evaluation by comparison of model-based predictions and measured values. *Agronomy Journal* 95, 1442–1446.
- Gerber PJ, Steinfeld H, Henderson B, Mottet A, Opio C, Dijkman J, Falcucci A and Tempio G 2013. Tackling climate change through livestock - A global assessment of emissions and mitigation opportunities. Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO), Rome.
- GIEC. 2007. Climate Change 2007: Mitigation. Contribution of Working Group III to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. B. Metz, O.R. Davidson, P.R. Bosch, R. Dave & L.A. Meyer, eds. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.
- Ginot V, Gaba S, Beaudouin R, Aries F and Monod H 2006. Combined use of local and ANOVA-based global sensitivity analyses for the investigation of a stochastic dynamic model: Application to the case study of an individual-based model of a fish population. *Ecological Modelling* 193, 479-491.
- Gompertz B 1825. On nature of the function expressive of the law of human mortality, and on a new mode of determining the value of life contingencies. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London* 115, 513-583.
- Gonyou HW, Brumm MC, Bush E, Deen J, Edwards SA, Fangman T, McGlone JJ, Meunier-Salaun M, Morrison RB, Spolder H, Sundberg PL and Johnson AK 2006. Application of broken-line analysis to assess floor space requirements of nursery and grower-finisher pigs expressed on an allometric basis. *Journal of Animal Science* 84, 229-235.
- Gouttenoire L, Cournut S and Ingrand S 2011. Modelling as a tool to redesign livestock farming systems: a literature review. *Animal* 5, 1957-1971.

Références bibliographiques

- Groen EA, van Zanten HHE, Heijungs R, Bokkers EAM and de Boer IJM 2016. Sensitivity analysis of greenhouse gas emissions from a pork production chain. *Journal of Cleaner Production* 129, 202-211.
- Guinée JB, Gorrée M, Heijungs R, Huppes G, Kleijn R, de Koning A, van Oers L, Wegener Sleeswijk A, Suh S, Udo de Haes HA 2002. *Handbook on life cycle assessment: operational guide to the ISO standards*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 692 p.
- Halas V, Dijkstra J, Babinszky L, Verstegen MWA and Gerrits WJJ 2004. Modelling of nutrient partitioning in growing pigs to predict their anatomical body composition. 1. Model description. *British Journal of Nutrition* 92, 707-723. <http://dx.doi.org/10.1079/bjn20041237>.
- Hauschild L, Lovatto PA, Pomar J and Pomar C 2012. Development of sustainable precision farming systems for swine: Estimating real-time individual amino acid requirements in growing-finishing pigs. *Journal of Animal Science* 90, 2255-2263. <http://dx.doi.org/10.2527/jas2011-4252>.
- Hébert H, Lurette A, Fourichon C, Seegers H and Belloc C 2007. Modalités de conduite en bandes en élevage porcin : effet sur les contacts entre animaux. *Journées Recherche Porcine* 39, 345-350.
- Hill AA, Simons RRL, Kelly L and Snary EL 2016. A Farm Transmission Model for Salmonella in Pigs, Applicable to EU Member States. *Risk Analysis* 36, 461-481. <http://dx.doi.org/10.1111/risa.12356>.
- Homma T and Saltelli A 1996. Importance measures in global sensitivity analysis of nonlinear models. *Reliability Engineering & System Safety* 52, 1-17.
- Husson F, Pagès J and Lê S 2010. *Exploratory Multivariate Analysis by Example Using R*. CRC Press Taylor & Francis.
- IFIP 2007. Courbe de croissance et de consommation pour paramétrage du profil animal dans le logiciel InraPorc® - fiche n°35. <http://www.ifip.asso.fr/fr/content/profils-nutritionnels>
- IFIP 2013. *Mémento de l'éleveur de porc*. IFIP - Institut du porc.
- IFIP 2015. *Porc Performances 2014 - Résultats de gestion des élevages de porcs*. In IFIP, Le Rheu, France.
- IFIP 2016. *Porc Performances 2015 - Résultats de gestion des élevages de porcs*. IFIP, Le Rheu, France.
- IFIP 2017. *Bilan d'activité 2016 de l'IFIP-institut du porc*, édition IFIP, p. 42.

Références bibliographiques

- Imron MA, Gergs A and Berger U 2012. Structure and sensitivity analysis of individual-based predator-prey models. *Reliability Engineering & System Safety* 107, 71-81.
- InterPIG 2013. Costs of pig meat production.
https://www.pig333.com/latest_swine_news/interpig-costs-of-pig-meat-production_9527/
- InraPorc® 2006. A model and decision support tool for the nutrition of growing pigs. www.rennes.inra.fr/inraporc. INRA - UMR SENAH, Saint-Gilles, France.
- Iooss B and Lemaître P 2015. A Review on Global Sensitivity Analysis Methods. In *Uncertainty Management in Simulation-Optimization of Complex Systems: Algorithms and Applications* (eds. G Dellino and C Meloni), 101-122, Springer US, Boston, MA.
- IPCC 2006. Emissions from livestock and manure management. In *Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories: Agriculture, Forestry and Other Land Use*, vol. 4 - chap. 10.
- Jin R, Chen W and Simpson TW 2001. Comparative studies of metamodelling techniques under multiple modelling criteria. *Structural and Multidisciplinary Optimization* 23, 1-13.
- Jorgensen E 1993. The influence of weighing precision on delivery decisions in slaughter pig production. *Acta Agriculturae Scandinavica Section a-Animal Science* 43, 181-189.
- Kebreab E, Liedke A, Caro D, Deimling S, Binder M and Finkbeiner M 2016. Environmental impact of using specialty feed ingredients in swine and poultry production: A life cycle assessment. *Journal of Animal Science* 94, 2664-2681.
- Kil DY, Kim BG and Stein HH 2013. Feed energy evaluation for growing pigs. *Asian-Australasian Journal of Animal Sciences* 26, 1205-1217.
<http://dx.doi.org/10.5713/ajas.2013.r.02>.
- Kloareg M, Noblet J and Van Milgen J 2006. Estimation of whole body lipid mass in finishing pigs. *Animal Science* 82, 241-251. <http://dx.doi.org/10.1079/asc200529>.
- Knap PW 2000. Stochastic simulation of growth in pigs: relations between body composition and maintenance requirements as mediated through protein turn-over and thermoregulation. *Animal Science* 71, 11-30.
- Koch P, Salou T 2015. AGRIBALYSE®: methodological report - Version 1.2. March 2015. Ed ADEME. Angers, France. 385 p.
- Kristensen AR, Nielsen L and Nielsen MS 2012. Optimal slaughter pig marketing with emphasis on information from on-line live weight assessment. *Livestock Science* 145, 95-108. <http://dx.doi.org/10.1016/j.livsci.2012.01.003>.

Références bibliographiques

- Lamboni M, Monod H and Makowski D 2011. Multivariate sensitivity analysis to measure global contribution of input factors in dynamic models. *Reliability Engineering & System Safety* 96, 450-459.
- Landais E 1987. Recherches sur les systèmes d'élevages. INRA.
- Larman C 2003. *Agile and Iterative Development: A Manager's Guide*. Pearson Education.
- Le Bellego L, Van Milgen J and Noblet J 2002. Effect of high temperature and low-protein diets on the performance of growing-finishing pigs. *Journal of Animal Science* 80, 691-701.
- Lê S, Josse J and Husson F 2008. FactoMineR: An R Package for Multivariate Analysis. *Journal of Statistical Software* 25, 1-18.
- Lovatto PA and Sauvant D 2003. Modeling homeorhetic and homeostatic controls of pig growth. *Journal of Animal Science* 81, 683-696.
- Lurette A, Belloc C, Touzeau S, Hoch T, Seegers H and Fourichon C 2008. Modelling batch farrowing management within a farrow-to-finish pig herd: influence of management on contact structure and pig delivery to the slaughterhouse. *Animal* 2, 105-116. <http://dx.doi.org/10.1017/s1751731107000997>.
- Lurette A, Touzeau S, Ezanno P, Hoch T, Seegers H, Fourichon C and Belloc C 2011. Within-herd biosecurity and Salmonella seroprevalence in slaughter pigs: A simulation study. *Journal of Animal Science* 89, 2210-2219.
- Mahan DC and Shields RG 1998. Essential and nonessential amino acid composition of pigs from birth to 145 kilograms of body weight, and comparison to other studies. *Journal of Animal Science* 76, 513-521.
- Marrel A, Iooss B, Da Veiga S and Ribatet M 2011. Global sensitivity analysis of stochastic computer models with joint metamodels. *Statistics and Computing* 22, 833-847.
- Martel G, Dedieu B and Dourmad JY 2008. Simulation of sow herd dynamics with emphasis on performance and distribution of periodic task events. *Journal of Agricultural Science* 146, 365-380. <http://dx.doi.org/10.1017/s0021859608007879>.
- Martel G, Dedieu B and Dourmad JY 2009. SHOP: a herd dynamic model to simulate the interactions between batch farrowing systems of sow herds In *Proceedings of the Farming Systems Design symposium, Monterey, California, USA*.
- Martin JD and Simpson TW 2005. Use of kriging models to approximate deterministic computer models. *Aiaa Journal* 43, 853-863.

Références bibliographiques

- Martin, O., 2012. Why livestock farming systems are complex objects. 63rd Annual Meeting of the European Federation of Animal Science. Wageningen Academic Publisher, Bratislava, Slovakia, p. 139.
- Massiot A et Quiniou N 2008. Conséquence du sexage des porcs et de la période de rationnement sur les performances en engraissement. Journées Recherche Porcine 40, 209-212.
- McAuliffe GA, Chapman DV and Sage CL 2016. A thematic review of life cycle assessment (LCA) applied to pig production. *Environmental Impact Assessment Review* 56, 12-22. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eiar.2015.08.008>.
- McAuliffe GA, Takahashi T, Mogensen L, Hermansen JE, Sage CL, Chapman DV and Lee MRF 2017. Environmental trade-offs of pig production systems under varied operational efficiencies. *Journal of Cleaner Production* 165, 1163-1173. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.07.191>.
- Monteiro ANTR, Garcia-Launay F, Brossard L, Wilfart A and Dourmad JY 2016a. Effect of feeding strategy on environmental impacts of pig fattening in different contexts of production: evaluation through life cycle assessment. *Journal of Animal Science* 94, 4832-4847. <http://dx.doi.org/10.2527/jas2016-0529>.
- Monteiro ANTR, Garcia F, Brossard L, Wilfart A and Dourmad JY 2016b. The effect of feeding strategy on environmental impacts of pig production depends on the context of production : evaluation through life cycle assessment. In LCA Food congress, 539-546. Dublin, Ireland.
- Monteiro A, Bertol TM and Kessler AD 2017. Applying precision feeding to improve the nitrogen efficiency of swine production: a review of possible practices and obstacles. *Ciencia Rural* 47. <http://dx.doi.org/e216059610.1590/0103-8478cr2160596>.
- Morel PCH, Sirisatien D and Wood GR 2012. Effect of pig type, costs and prices, and dietary restraints on dietary nutrient specification for maximum profitability in grower-finisher pig herds: A theoretical approach. *Livestock Science* 148, 255-267. <http://dx.doi.org/10.1016/j.livsci.2012.06.015>.
- Morris MD 1991. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments. *Technometrics* 33, 161-174.
- Mourot J and Lebret B 2009. Effects of pig diet on the quality of pork and pork products. *Productions Animales* 22, 33-39.

Références bibliographiques

- Mullan BP, Moore KL, Payne HG, Trezona-Murray M, Pluske JR and Kim JC 2011. Feed efficiency in growig pigs - what's possible ? *Recent Advances in Animal Nutrition* 18, 17-22.
- Nemecek T and Kägi T 2007. Life cycle inventories of Swiss and European agricultural production systems. Final report ecoinvent v2.0, n°15. Agroscope Reckenholz-Taenikon Research station ART. Swiss Centre for Life Cycle Inventories, Zurich and Dübendorf, Switzerland.
- Nguyen TLT, Hermansen JE and Mogensen L 2010. Fossil energy and GHG saving potentials of pig farming in the EU. *Energy Policy* 38, 2561-2571.
- Nguyen TLT, Hermansen JE and Mogensen L 2012. Environmental costs of meat production: the case of typical EU pork production. *Journal of Cleaner Production* 28, 168-176.
- Niemi JK 2006. A dynamic programming model for optimising feeding and slaughter decisions regarding fattening pigs. *Agricultural and Food Science* 15, 6-121.
- Niemi JK, Sevon-Aimonen ML, Pietola K and Stalder KJ 2010. The value of precision feeding technologies for grow-finish swine. *Livestock Science* 129, 13-23. <http://dx.doi.org/10.1016/j.livsci.2009.12.006>.
- Niemi JK, Sevon-Aimonen ML, Stygar AH and Partanen K 2015. The economic and environmental value of genetic improvements in fattening pigs: An integrated dynamic model approach. *Journal of Animal Science* 93, 4161-4171. <http://dx.doi.org/10.2527/jas2015-9011>.
- Noblet J, Karege C, Dubois S and van Milgen J 1999. Metabolic utilization of energy and maintenance requirements in growing pigs: Effects of sex and genotype. *Journal of Animal Science* 77, 1208-1216.
- NRC 2012. *Nutrient Requirements of Swine: Eleventh Revised Edition*. The National Academies Press, Washington, DC. <http://dx.doi.org/doi:10.17226/13298>.
- Nyachoti CM, Zijlstra RT, de Lange CFM and Patience JF 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, 549-566.
- OECD/FAO 2017. *OECD-FAO Agricultural Outlook (Edition 2016)*. OECD Agriculture Statistics (database). <http://dx.doi.org/10.1787/60b7ee42-en>.
- Ozkan S, Vitali A, Lacetera N, Amon B, Bannink A, Bartley DJ, Blanco-Penedo I, de Haas Y, Dufresne I, Elliott J, Eory V, Foxi NJ, Garnsworthy PC, Gengler N, Hammami H, Kyriazakis I, Leclere D, Lessire F, Macleod M, Robinson TP, Ruete A, Sandars DL, Shrestha S, Stott AW, Twardy S, Vanrobays ML, Ahmadi BV, Weindl I, Wheelhouse N, Williams AG, Williams HW,

Références bibliographiques

- Wilson AJ, Ostergaard S and Kipling RP 2016. Challenges and priorities for modelling livestock health and pathogens in the context of climate change. *Environmental Research* 151, 130-144.
- Pastorelli H, van Milgen J, Lovatto P and Montagne L 2012. Meta-analysis of feed intake and growth responses of growing pigs after a sanitary challenge. *Animal : an international journal of animal bioscience* 6, 952-961.
- Pearson HE, Toribio J, Lapidge SJ and Hernandez-Jover M 2016. Evaluating the risk of pathogen transmission from wild animals to domestic pigs in Australia. *Preventive Veterinary Medicine* 123, 39-51.
- Piñeiro G, Perelman S, Guerschman JP and Paruelo JM 2008. How to evaluate models: Observed vs. predicted or predicted vs. observed? *Ecological Modelling* 216, 316-322. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2008.05.006>.
- Pla LM 2007. Review of mathematical models for sow herd management. *Livestock Science* 106, 107-119.
- Pomar C, Kyriazakis I, Emmans GC and Knap PW 2003. Modeling stochasticity: Dealing with populations rather than individual pigs. *Journal of Animal Science* 81, E178-E186. http://dx.doi.org/10.2527/2003.8114_suppl_2E178x.
- Pomar C, Pomar J, Babot D and Dubeau F 2007. Effet d'une alimentation 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* 39, 23-30.
- Pomar C, Hauschild L, Zhang GH, Pomar J and Lovatto PA 2010. Precision feeding can significantly reduce feeding cost and nutrient excretion in growing animals.
- Pomar C, Pomar J, Dubeau F, Joannopoulos E and Dussault JP 2014. The impact of daily multiphase feeding on animal performance, body composition, nitrogen and phosphorus excretions, and feed costs in growing-finishing pigs. *Animal* 8, 704-713. <http://dx.doi.org/10.1017/s1751731114000408>.
- Poulsen HD, Jongbloed AW, Latimier P and Fernandez JA 1999. Phosphorus consumption, utilisation and losses in pig production in France, The Netherlands and Denmark. *Livestock Production Science* 58, 251-259. [http://dx.doi.org/10.1016/s0301-6226\(99\)00013-5](http://dx.doi.org/10.1016/s0301-6226(99)00013-5).
- Prost L, Cerf M and Jeuffroy MH 2012. Lack of consideration for end-users during the design of agronomic models. A review. *Agronomy for Sustainable Development* 32, 581-594. <http://dx.doi.org/10.1007/s13593-011-0059-4>.

Références bibliographiques

- Puillet L 2010. Modéliser la variabilité biologique en réponse aux pratiques de conduite : application au troupeau caprin laitier. Thèse de doctorat, AgroParisTech, Paris, 254 p.
- Puillet L, Martin O, Sauvant D and Tichit M 2010. An individual-based model simulating goat response variability and long-term herd performance. *Animal* 4, 2084-2098.
- Quiniou N, Noblet J, Dourmad JY and van Milgen J 1999. Influence of energy supply on growth characteristics in pigs and consequences for growth modelling. *Livestock Production Science* 60, 317-328.
- Quiniou N, Brossard L, Gaudre D, Van Milgen J and Salaün Y 2007. Optimum économique du niveau en acides aminés dans les aliments pour porcs charcutiers. Impact du contexte de prix des matières premières et de la conduite d'élevage. *Techni Porc* 30, 25-26.
- Quiniou N, Brossard L, Van Milgen J, Salaün Y, Quesnel H, Gondret F and Dourmad JY 2012. La variabilité des performances animales en élevage porcin : description et implications pratiques. *INRA Production Animales* 25, 5-16.
- Quiniou N, Mener T and Montagnon F 2013. Effet de l'incorporation de l'aliment sous forme de farine ou de miette dans la soupe sur les performances du porc en croissance et ses caractéristiques de carcasse. *Journées Recherche Porcine* 45, 205-206.
- R Development Core Team 2016. R: A language and environment for statistical computing. In R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- Reckmann K, Traulsen I and Krieter J 2013. Life Cycle Assessment of pork production: A data inventory for the case of Germany. *Livestock Science* 157, 586-596.
- Reckmann K and Krieter J 2014. Environmental impacts of the pork supply chain with regard to farm performance. *The Journal of Agricultural Science* 153, 411-421.
- Rigolot C, Espagnol S, Pomar C and Dourmad JY 2010a. Modelling of manure production by pigs and NH₃, N₂O and CH₄ emissions. Part I: animal excretion and enteric CH₄, effect of feeding and performance. *Animal* 4, 1401-1412. <http://dx.doi.org/10.1017/s1751731110000492>.
- Rigolot C, Espagnol S, Robin P, Hassouna M, Beline F, Paillat JM and Dourmad JY 2010b. Modelling of manure production by pigs and NH₃, N₂O and CH₄ emissions. Part II: effect of animal housing, manure storage and treatment practices. *Animal* 4, 1413-1424. <http://dx.doi.org/10.1017/s1751731110000509>.
- Rivest J 2008. Etude des impacts zootechniques et économiques d'une augmentation du poids d'abattage chez le porc. Thèse de doctorat, Université de Laval, Québec, 241 p.

Références bibliographiques

- RMT Elevages & Environnement, 2016. Evaluation des rejets d'azote, phosphore, potassium, cuivre et zinc des porcs. Influence de l'alimentation, du mode de logement et de la gestion des effluents. 28 p.
- Saltelli A 2002. Making best use of model evaluations to compute sensitivity indices. *Computer Physics Communications* 145, 280 - 297.
- Saltelli A and Annoni P 2010. How to avoid a perfunctory sensitivity analysis. *Environmental Modelling & Software* 25, 1508-1517.
- Saltelli A, Tarantola S and Chan KPS 1999. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output. *Technometrics* 41, 39-56.
- Sauvant D, Perez JM and Tran G 2002. Tables de composition et de valeur nutritive des matières premières destinées aux animaux d'élevage: porcs, volailles, bovins, ovins, caprins, lapins, chevaux, poissons. INRA.
- Schinckel AP, Pas, Li N, Preckel PV, Einstein ME and Miller D 2003. Development of a stochastic pig compositional growth model. *The professional Animal Scientist* 19, 255-260.
- Schouten M, Verwaart T and Heijman W 2014. Comparing two sensitivity analysis approaches for two scenarios with a spatially explicit rural agent-based model. *Environmental Modelling & Software* 54, 196-210.
- Sève B 1994. Alimentation du porc en croissance : intégration des concepts de protéine idéale, de disponibilité digestive des acides aminés et d'énergie nette concepts de protéine idéale, de disponibilité digestive des acides aminés et d'énergie nette. *INRA Productions animales* 7 (4), 275-291.
- Simpson TW, Poplinski JD, Koch PN and Allen JK 2001. Metamodels for computer-based engineering design: survey and recommendations. *Engineering with Computers* 17, 129-150.
- Sin G and Gernaey KV 2009. Improving the Morris method for sensitivity analysis by scaling the elementary effects. In 19th European Symposium on Computer Aided Process Engineering (eds. J Jezowski and T Thullie), pp. 925-930, Elsevier Science Bv, Amsterdam.
- Sobol IM 1993. Sensitivity estimates for nonlinear mathematical models. *Mathematical Modeling and Computational Experiment* 1, 407-414.
- Sommer SG, Maahn M, Poulsen HD, Hjorth M and Sehested J 2008. Interactions between phosphorus feeding strategies for pigs and dairy cows and separation efficiency of slurry. *Environmental Technology* 29, 75-80.

Références bibliographiques

- Statistical Analysis Systems 2012. SAS/STAT users guide, version 9.4. SAS Institute: Cary, North Carolina, USA.
- Steinfeld H, Gerber P, Wassenaar T, Castel V, Rosales M and Haan Cd 2006. Livestock's long shadow: environmental issues and options. FAO.
- Stephen KL 2012. Life Cycle Assessment of UK Pig Production Systems: The Impact of Dietary Protein Source. MPhil thesis, University of Edinburgh, Edinburgh, UK, 146p.
- Strathe AB, Jorgensen H, Kebreab E and Danfaer A 2012. Bayesian simultaneous equation models for the analysis of energy intake and partitioning in growing pigs. *Journal of Agricultural Science* 150, 764-774. <http://dx.doi.org/10.1017/s0021859612000275>.
- Strathe AB, Danfaer A, Jorgensen H and Kebreab E 2015. A dynamic growth model for prediction of nutrient partitioning and manure production in growing-finishing pigs: Model development and evaluation. *Journal of Animal Science* 93, 1061-1073. <http://dx.doi.org/10.2527/jas2014-8262>.
- Sun H, Zhu Y, Yang J and Wang X 2015. Global sensitivity analysis for an integrated model for simulation of nitrogen dynamics under the irrigation with treated wastewater. *Environmental Science and Pollution Research* 22, 16664-16675.
- Symeou V, Leinonen I and Kyriazakis I 2016a. Quantifying the consequences of nutritional strategies aimed at decreasing phosphorus excretion from pig populations: a modeling approach. *Animal* 10, 578-591. <http://dx.doi.org/10.1017/s1751731115002293>.
- Symeou V, Leinonen I and Kyriazakis I 2016b. The consequences of introducing stochasticity in nutrient utilisation models: the case of phosphorus utilisation by pigs. *British Journal of Nutrition* 115, 389-398. <http://dx.doi.org/10.1017/s0007114515004523>.
- Toft N, Kristensen AR and Jorgensen E 2005. A framework for decision support related to infectious diseases in slaughter pig fattening units. *Agricultural Systems* 85, 120-137. <http://dx.doi.org/10.1016/j.agsy.2004.07.017>.
- UNIPORC 2016. Activité 2016.
www.uniporc-ouest.com/fileadmin/users/uniporc/documentation-technique/2016_-_Plaqueette_activite.pdf
- van der Meer Y, Lammers A, Jansman AJM, Rijnen M, Hendriks WH and Gerrits WJJ 2016. Performance of pigs kept under different sanitary conditions affected by protein intake and amino acid supplementation. *Journal of Animal Science* 94, 4704-4719.

Références bibliographiques

- van Milgen J, Valancogne A, Dubois S, Dourmad JY, Seve B and Noblet J 2008. InraPorc: A model and decision support tool for the nutrition of growing pigs. *Animal Feed Science and Technology* 143, 387-405. <http://dx.doi.org/10.1016/j.anifeedsci.2007.05.020>.
- van Milgen J, Noblet J, Dourmad JY, Labussiere E, Garcia-Launay F and Brossard L 2012. Precision pork production: Predicting the impact of nutritional strategies on carcass quality. *Meat Science* 92, 182-187. <http://dx.doi.org/10.1016/j.meatsci.2012.03.019>.
- van Zanten HHE, Bikker P, Mollenhorst H, Meerburg BG and de Boer IJM 2015. Environmental impact of replacing soybean meal with rapeseed meal in diets of finishing pigs. *Animal* 9, 1866-1874. <http://dx.doi.org/10.1017/s1751731115001469>.
- Vangroenweghe F, Suls L, Van Driessche E, Maes D and De Graef E 2012. Health advantages of transition to batch management system in farrow-to-finish pig herds. *Veterinari Medicina* 57, 83-91.
- Vautier B, Quiniou N, van Milgen J and Brossard L 2013. Accounting for variability among individual pigs in deterministic growth models. *Animal* 7, 1265-1273. <http://dx.doi.org/10.1017/s1751731113000554>.
- Wallach D, Makowski D, Jones JW and Brun F 2014. *Working with Dynamic Crop Models: Methods, Tools and Examples for Agriculture and Environment (Second Edition)*. Academic Press, Waltham, Massachusetts, USA.
- Weidema B P, Bauer C, Hirschier R, Mutel C, Nemecek T, Reinhard J, Vadenbo C O, Wernet G. 2013. Overview and methodology. Data quality guideline for the ecoinvent database version 3. Ecoinvent Report 1(v3). St. Gallen: The ecoinvent Centre
- Wellock IJ, Emmans GC and Kyriazakis I 2004. Describing and predicting potential growth in the pig. *Animal Science* 78, 379-388.
- Whittemore CT, Green DM and Knap PW 2001. Technical review of the energy and protein requirements of growing pigs: food intake. *Animal Science* 73, 3-17.
- White RR, Miller PS and Hanigan MD 2015. Evaluating equations estimating change in swine feed intake during heat and cold stress. *Journal of Animal Science* 93, 5395-5410. <http://dx.doi.org/10.2527/jas.2015-9220>.
- Wilfart A, Espagnol S, Dauguer S, Tailleur A, Gac A and Garcia-Launay F 2016. ECOALIM: A dataset of environmental impacts of feed ingredients used in French animal production. *Plos One* 11 (12): e0167343. doi:10.1371/journal.pone.0167343.

Références bibliographiques

Yoosuk S, Ong HB, Roan SW, Morgan CA and Whittemore CT 2012. Effects of genotype and sex on predicted feed intake and performance of a growing pig. *Acta Agriculturae Scandinavica Section a-Animal Science* 62, 13-23.
<http://dx.doi.org/10.1080/09064702.2012.670665>.

Résumé

Modelling pig fattening unit to predict its economic results and its environmental impacts

European pig production is facing economic and environmental challenges. Decision support tools can help farmers testing the effects of rearing factors on their production system. For this purpose, we developed an individual-based model of the pig fattening unit which includes farmers' practices, individual variability in performance among pigs and, and estimates economic results (ECO) and environmental impacts (ENV) of the unit. Global sensitivity analysis has shown that the model behavior is consistent and that the most influent input variables are related to the pigs' characteristics. Formal comparison of predicted with observed data has enabled us to produce a process for parameterisation of the model and has shown that the model provides reliable estimates of ECO and ENV. A virtual experiment using the model was designed in order to evaluate the combined effects of feeding practices, health status of the pig herd, and infrastructure on technical performance, ECO and ENV of the unit. Health status has the major impact on unit performance but this effect can be reduced through batch management and feeding strategies. Approaching more closely the individual pigs' nutritional requirements seems to be an appropriate solution to increase farm income and to reduce environmental impacts regardless the health status. The model will be included into a decision support tool designed according to the influent inputs resulting from the sensitivity analysis and the parameterisation process.

Keywords: Growing pig; individual-based model; feeding practices; decision support tool; Life Cycle Assessment

Modélisation de l'atelier d'engraissement porcin pour prédire ses résultats économiques et ses impacts environnementaux

La production porcine européenne fait face à des enjeux économiques et environnementaux. Les outils d'aide à la décision peuvent aider les éleveurs à tester les effets des facteurs d'élevage sur leur système de production. Nous avons développé un modèle individu-centré de l'atelier d'engraissement porcin, qui intègre la variabilité des performances entre individus, la conduite d'élevage, et estime les résultats technico-économiques (ECO) et les impacts environnementaux (ENV) de l'atelier. L'analyse de sensibilité a montré que le comportement du modèle est cohérent et que les variables d'entrée les plus influentes sont les caractéristiques des porcs. La comparaison des valeurs prédites et observées nous a permis de construire un processus de paramétrage et a montré que le modèle fournit des estimations fiables des résultats ECO et ENV de l'atelier. Une expérimentation virtuelle a été effectuée pour évaluer les effets combinés des pratiques d'alimentation, du statut sanitaire du troupeau, et des infrastructures. Le statut sanitaire a un impact majeur sur les résultats ECO et ENV, pouvant être atténué par le choix de la conduite en bandes et de la stratégie d'alimentation. S'approcher au plus près des besoins nutritionnels individuels des porcs semble être une solution appropriée pour améliorer le revenu de l'élevage et réduire ses impacts quel que soit son statut sanitaire. Ce modèle sera inclus dans un outil d'aide à la décision construit en accord avec les résultats de l'analyse de sensibilité et le processus de paramétrage développé.

Mots-clés : porc en croissance ; modèle individu-centré ; pratiques d'alimentation ; outil d'aide à la décision ; Analyse de Cycle de Vie

RÉSUMÉ

Modélisation de l'atelier d'engraissement porcin pour prédire ses résultats économiques et ses impacts environnementaux

La production porcine européenne fait face à des enjeux économiques et environnementaux. Les outils d'aide à la décision peuvent aider les éleveurs à tester les effets des facteurs d'élevage sur leur système de production. Nous avons développé un modèle individu-centré de l'atelier d'engraissement porcin, qui intègre la variabilité des performances entre individus, la conduite d'élevage, et estime les résultats technico-économiques (ECO) et les impacts environnementaux (ENV) de l'atelier. L'analyse de sensibilité a montré que le comportement du modèle est cohérent et que les variables d'entrée les plus influentes sont les caractéristiques des porcs. La comparaison des valeurs prédites et observées nous a permis de construire un processus de paramétrage et a montré que le modèle fournit des estimations fiables des résultats ECO et ENV de l'atelier. Une expérimentation virtuelle a été effectuée pour évaluer les effets combinés des pratiques d'alimentation, du statut sanitaire du troupeau, et des infrastructures. Le statut sanitaire a un impact majeur sur les résultats ECO et ENV, pouvant être atténué par le choix de la conduite en bandes et de la stratégie d'alimentation. S'approcher au plus près des besoins nutritionnels individuels des porcs semble être une solution appropriée pour améliorer le revenu de l'élevage et réduire ses impacts quel que soit son statut sanitaire. Ce modèle sera inclus dans un outil d'aide à la décision construit en accord avec les résultats de l'analyse de sensibilité et le processus de paramétrage développé.

Mots-clés : porc en croissance, modèle individu-centré, pratiques d'alimentation, outil d'aide à la décision, Analyse de Cycle de Vie

ABSTRACT

Modelling pig fattening unit to predict its economic results and its environmental impacts

European pig production is facing economic and environmental challenges. Decision support tools can help farmers testing the effects of rearing factors on their production system. For this purpose, we developed an individual-based model of the pig fattening unit which includes farmers' practices, individual variability in performance among pigs, and estimates economic results (ECO) and environmental impacts (ENV) of the unit. Global sensitivity analysis has shown that the model behavior is consistent and that the most influential input variables are related to the pigs' characteristics. Formal comparison of predicted with observed data has enabled us to produce a process for parameterisation of the model and has shown that the model provides reliable estimates of ECO and ENV. A virtual experiment using the model was designed in order to evaluate the combined effects of feeding practices, health status of the pig herd, and infrastructure on technical performance, ECO and ENV of the unit. Health status has the major impact on unit performance but this effect can be reduced through batch management and feeding strategies. Approaching more closely the individual pigs' nutritional requirements seems to be an appropriate solution to increase farm income and to reduce environmental impacts regardless the health status. The model will be included into a decision support tool designed according to the influential inputs resulting from the sensitivity analysis and the parameterisation process.

Keywords: Growing pig, individual-based model, feeding practices, decision support tool, Life Cycle Assessment



AGROCAMPUS OUEST • Institut national supérieur des sciences agronomiques, agroalimentaires, horticoles et du paysage
65 rue de Saint-Brieuc – CS84215 – F-35042 Rennes Cedex
Tél. : 02 23 48 50 00
www.agrocampus-ouest.fr

