



HAL
open science

Intégration de la variabilité des porcs en croissance dans la modélisation des besoins nutritionnels pour optimiser l'alimentation

Nathalie Quiniou, Bertrand Vautier, Yvon Salaün, Mathieu Monziols, Jaap J. van Milgen, Ludovic Brossard

► To cite this version:

Nathalie Quiniou, Bertrand Vautier, Yvon Salaün, Mathieu Monziols, Jaap J. van Milgen, et al.. Intégration de la variabilité des porcs en croissance dans la modélisation des besoins nutritionnels pour optimiser l'alimentation. Innovations Agronomiques, 2014, 34 (Casdar - Innovation-Partenariat 2009), pp.283-296. 10.17180/d7xm-1v42 . hal-01210601

HAL Id: hal-01210601

<https://hal.science/hal-01210601v1>

Submitted on 27 May 2020

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.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

Intégration de la variabilité des porcs en croissance dans la modélisation des besoins nutritionnels pour optimiser l'alimentation

Quiniou N.¹, Vautier B.^{1,2,3}, Salaün Y.¹, Monziols M.¹, van Milgen J.^{2,3}, Brossard L.^{2,3}

UMT Ingénierie des systèmes de production porcine

1. IFIP-Institut du Porc, BP35104, 35651 Le Rheu cedex

2. INRA, UMR1348 PEGASE, 35590 Saint-Gilles

3. Agrocampus-Ouest, UMR1348 PEGASE, 35000 Rennes, France

Correspondance : nathalie.quiniou@ifip.asso.fr

Résumé

L'alimentation représente près de 70% des charges dans un élevage de porcs et contribue par ailleurs à l'impact environnemental de l'élevage porcin. De ces deux points de vue, il est donc crucial de valoriser au mieux l'aliment. Les connaissances sur la croissance du porc sont nombreuses et intégrées dans des modèles de prédiction des performances ou des besoins pour un individu moyen. Le changement d'échelle vers la modélisation des performances d'une population implique de caractériser sa variabilité, ce qui a été réalisé à partir de 1288 porcs issus de dix croisements. Un nouveau générateur de population virtuelle a été élaboré qui permet de disposer de populations de porcs virtuels utilisables pour simuler l'effet de la conduite alimentaire sur leurs performances de croissance et les rejets azotés. La pertinence des résultats de simulation a été vérifiée par leur proximité avec ceux obtenus lors d'un essai *in vivo*. Ces résultats seront intégrés dans des démarches d'alimentation de précision.

Mots-clés : porc, variabilité, population, modélisation, performance, rejets d'azote, variance, covariance, paramètre

Abstract: Integrating the variability of growing pigs in modelling of nutritional requirements to optimize feeding strategies

Feed represents almost 70% of cost production in piggeries. Due to economic but also to environmental concerns, utilisation of dietary supplies should be optimized. Knowledge on the average growth performance and nutrient requirements of growing pigs is important and integrated in growth models. Accounting for differences among pigs within a group supposes to characterize the variability of the population of pigs, which was performed from 1288 pigs originating from ten crossbreeds, studied in an experimental station. Based on these data, a new generator of virtual pigs was proposed and used to obtain virtual populations for which the effect of feeding strategies on performance and N output were simulated. An *in vivo* trial confirmed the relevance of simulation results. This work allows considering future integration of a population dimension in growth models and tools.

Keywords: pig, variability, population, modelling, performance, N output, variance, covariance, parameter

Introduction

Le principal objectif de l'alimentation du porc est d'apporter les nutriments nécessaires pour couvrir les besoins de l'animal, eux-mêmes variables selon les objectifs de production. En 2011, l'alimentation a représenté en moyenne 68% du coût de revient en élevage naisseur-engraisseur. Au-delà de ces objectifs zootechniques, des composantes environnementales et socio-économiques sont prises en compte.

En effet, la production porcine est l'une des filières incriminées dans les problèmes environnementaux posés par les rejets azotés. Au cours de ces quinze dernières années, des travaux de recherche ont démontré qu'il était possible de réduire fortement ces rejets par une diminution de la teneur en protéines totales de l'aliment sans modifier ni les performances de croissance ni les caractéristiques de carcasse (Dourmad *et al.*, 1993). Il s'agit d'améliorer l'adéquation des apports en acides aminés (AA) essentiels aux besoins du porc. Cette stratégie repose donc sur une bonne connaissance du besoin en AA des porcs. Or, au sein d'un élevage, même quand les porcs sont issus d'un même croisement génétique et élevés dans des conditions de logement et de statut sanitaire similaires, tous ne présentent pas le même niveau de performances (Quiniou *et al.*, 2012) et la variabilité du poids à un âge donné complique la conduite d'élevage, tant au niveau de la gestion des transitions alimentaires que du tri des porcs dans l'élevage avant le départ à l'abattoir.

En 2006, l'INRA a mis à disposition de la filière porcine un logiciel de modélisation qui permet d'estimer les besoins nutritionnels du porc à partir de la connaissance de son profil de croissance et de consommation d'aliment (van Milgen *et al.*, 2005). La connaissance du profil moyen n'est cependant pas suffisante pour évaluer la pertinence d'une stratégie alimentaire. En effet, la variabilité de la population de porcs joue un rôle important dans le choix des niveaux nutritionnels les plus pertinents (Brossard *et al.*, 2011), notamment au regard du niveau de performance atteint, le coût alimentaire, les rejets azotés, et l'hétérogénéité entre les individus associés.

Le travail réalisé a été élaboré dans le cadre de l'UMT "Ingénierie des systèmes de production porcine" rassemblant des représentants de IFIP et de l'INRA avec pour objectifs de produire des données permettant de décrire la variabilité entre individus issus de différents types de croisements, d'exploiter les données obtenues afin de décrire la structure de la variabilité de ces populations, et enfin de proposer et tester des stratégies alimentaires adaptées permettant de concilier les objectifs de production et de protection de l'environnement. Une partie du travail a été réalisée dans le cadre d'une thèse Cifre (B. Vautier), co-encadrée par l'IFIP et l'INRA et soutenue le 20 mars 2013.

Le projet était organisé en trois étapes :

- étape 1 - Caractérisation *in vivo* de la variabilité de différentes populations de porcs ;
- étape 2 - Etudes *in silico* : simulations de stratégies alimentaires ;
- étape 3 - Evaluation zootechnique des stratégies alimentaires déterminées dans l'étape 2.

Deux revues de synthèse ont été rédigées pour faire le point sur l'impact de la variabilité tant en pratique en élevage du porc (Quiniou *et al.*, 2012) qu'en modélisation (Brossard *et al.*, 2012).

Au-delà de ces aspects scientifiques, l'objectif pratique à terme est de disposer d'un outil d'aide à la décision pour la formulation d'aliments et l'établissement de plans d'alimentation économiquement intéressants et respectueux de l'environnement.

1. Etape 1 - Etude de la variabilité des populations de porcs

Les connaissances accumulées au fil des ans sur la détermination des besoins nutritionnels du porc en croissance ont été rassemblées dans des modèles mécanistes et dynamiques de prédiction de la croissance (Ferguson *et al.*, 1994 ; van Milgen *et al.*, 2005). La caractérisation des besoins d'un groupe de porcs est généralement réalisée à partir du suivi de l'évolution des performances d'un porc moyen, supposé représenter cette population. Cependant, l'élaboration de stratégies nutritionnelles sur cette base implique que les apports couvrent au mieux les besoins de la moitié des porcs seulement (Brossard *et al.*, 2011). La prise en compte des différences entre les individus dans la population apparaît comme essentielle dans une agriculture dite de précision, qui devrait permettre d'améliorer les performances économiques de l'élevage et de réduire son impact environnemental (Pomar *et al.*, 2009). Les modèles déterministes s'appuient sur les lois de réponse moyenne des porcs mais n'intègrent pas de notion de variabilité, contrairement aux modèles stochastiques.

Ces derniers sont supposés fournir des prédictions plus proches de la réalité si la variabilité des porcs ayant permis de les construire est décrite avec pertinence. Cette variabilité résulte de celle observée dès le début de la phase de croissance entre les porcs ou de l'évolution des caractéristiques des animaux au cours du temps. Cette dernière approche a été utilisée par Strathe (2009) pour représenter la variabilité du poids vif (PV) et de la consommation moyenne journalière (CMJ) d'aliment d'un jour à l'autre. Toutefois, le calibrage de tels modèles est compliqué, et les processus aléatoires rendent difficiles l'obtention d'une plage de valeurs réaliste pour les variables utilisées pour la modélisation (Knap et Schrama, 1996). Une alternative consiste à modéliser la variabilité entre porcs à partir d'un modèle déterministe en réalisant des simulations successives, à partir d'autant de jeux de données différents (Brossard *et al.*, 2011). Ces valeurs peuvent être générées par des processus aléatoires multivariés à partir de la moyenne de chaque variable et de leurs corrélations (Ripley, 1987).

Les connaissances requises pour l'intégration de la variabilité dans les modèles de croissance stochastiques étant rares et souvent incomplètes (Knap, 1995), l'étape 1 du projet était d'analyser la structure de variance-covariance entre les variables permettant de décrire un porc. Ces liens peuvent être résumés par une matrice de variance-covariance qui permet de mesurer pour chaque variable, d'une part, sa variance, c'est-à-dire l'étendue de sa variation autour de sa moyenne et, d'autre part, sa covariance avec chacune des autres variables, c'est-à-dire la part de variation liée aux variations des autres variables. Ensuite, il s'agit de déterminer dans quelle mesure les résultats obtenus pour une population de porcs peuvent être généralisés à d'autres populations.

1.1 Acquisition des données et caractérisation des profils individuels

1.1.1 Mesures réalisées sur les animaux

Un suivi individuel de la croissance (par pesées régulières), de l'ingestion d'aliment (par enregistrement avec des distributeurs automatiques de concentré) et des caractéristiques de carcasse (G2 : épaisseur de gras, TMP : taux de muscle des pièces) a été réalisé à partir de dix bandes de 144 porcs en croissance issus de différents croisements, à la station expérimentale IFIP de Romillé (35). Les porcs étaient élevés en cases de 12 individus dans des conditions de surface et d'ambiance respectueuses des normes d'élevage. Ils étaient alimentés à volonté avec des aliments croissance-finition formulés à 9,7 MJ d'énergie nette/kg et apportant, respectivement, 0,9 et 0,8 g de lysine digestible par MJ d'énergie nette (EN). Les bandes 1 à 8 ont été utilisées pour constituer une base de données de calibrage à partir de laquelle la variabilité est étudiée. Les résultats obtenus ont ensuite été évalués à l'aide des données des bandes 9 et 10 (base de données d'évaluation). Tous les porcs étaient issus de truies croisées Large White x Landrace (LWxLD). Au sein de chaque bande, la moitié des porcs était issue de verrats croisés LWxPP et l'autre moitié d'un autre type de verdat parmi ceux disponibles en centres d'insémination en France. Par souci de concision, les porcs issus des différents croisements sont désignés *via* le nom du type de leur père dans le Tableau 1.

Tableau 1 : Périodes d'étude et types de verrats utilisés en croisement pendant l'essai.

Bande	Période d'engraissement	Verrat témoin	n	Verrat alternatif	n
1	Mai - août 2007	Large White x Piétrain (LWxPP)	63	Piétrain (PP)	68
2	Février - juin 2008	LWxPP	60	P76	59
3	Août - novembre 2008	LWxPP	66	Kantor (Duroc x PP)	70
4	Décembre 2008 - avril 2009	LWxPP	69	Maxter	67
5	Mai - août 2009	LWxPP	67	PIC	65
6	Octobre 2009 - janvier 2010	LWxPP	67	Duroc A	64
7	Mars - juin 2010	LWxPP	67	Duroc N	63
8	Août - novembre 2010	LWxPP	44	PP	68
9	Décembre 2010 - mars 2011	LWxPP	70	Virtus	67
10	Mai - août 2011	LWxPP	61	LW lignée femelle	63

1.1.2 Caractérisation des profils de croissance et de consommation individuels

Chaque porc est décrit par un jeu de cinq variables :

Pour la croissance :

- le poids vif initial (PVi) au début de la période de croissance
- le dépôt protéique moyen (PDm) pendant la période de croissance
- le coefficient de précocité B_{Gompertz} , l'évolution du PV avec l'âge étant supposée suivre une courbe de Gompertz où PV1 et PV2 sont les poids vifs à deux âges (Age1 et Age2) et B_{Gompertz} est la précocité :

$$PV(\text{AGE}) = PV2 \cdot \left(\frac{PV2}{PV1}\right) \cdot \exp\left(\frac{-\left(e^{(-B_{\text{Gompertz}} \times (\text{Age} 2 - \text{Age} 1))} - e^{(-B_{\text{Gompertz}} \times (\text{AGE} - \text{Age} 1))}\right)}{(-1 + e^{(-B_{\text{Gompertz}} \times (\text{Age} 2 - \text{Age} 1))})}\right)$$

Pour la consommation, le module de calibrage disponible dans InraPorc est utilisé pour estimer, par analyse statistique, les valeurs individuelles des variables "a" et "b" qui décrivent la consommation *ad libitum* à partir des données de consommation moyenne journalière (CMJ) et des pesées. Ces deux variables prennent des valeurs différentes selon l'équation choisie (linéaire, puissance, exponentielle, gamma de l'entretien). Le nombre de porcs pour lesquels le calibrage des courbes de croissance et d'ingéré a pu être réalisé est indiqué dans le Tableau 1 pour chaque bande et chaque croisement (mâles castrés et femelles confondus). Au total, les profils de 1288 porcs sont disponibles, ce qui fait de cette base de données la plus volumineuse sur ce sujet.

Ainsi, on peut distinguer les cinq variables nécessaires pour générer un profil :

- | | | |
|--|---|------------------------|
| <ul style="list-style-type: none"> - B_{Gompertz} - PV₇₀ à 70 jours d'âge - PDm' (entre PV₇₀ et 110 kg) - DUREE (entre 70 j d'âge et 110 kg de PV) - a (ou le résultat de l'équation à 50 kg : Q50) - b (" " " à 100 kg : Q100) | } | → relation PV = f(Age) |
| <ul style="list-style-type: none"> - a (ou le résultat de l'équation à 50 kg : Q50) - b (" " " à 100 kg : Q100) | } | → relation CMJ = f(PV) |

Afin de limiter des effets des conditions initiales ou finales sur les variables étudiées, en particulier une variation simultanée des PV et âge en début et fin d'engraissement, le PV à 70 jours a été calculé pour tous les porcs ainsi qu'un âge à 110 kg. L'effet fixe de la bande, du type de croisement intra-bande et du sexe, et leurs interactions, sur les critères de performances de croissance et sur les valeurs des variables permettant de décrire un vecteur moyen sont testés par analyse de variance (Proc Mixed, SAS Ins. Inc., Cary, NC), l'unité expérimentale étant la case intra-bande.

1.1.3 Méthodes mises en œuvre pour étudier la variabilité

La structure de la variabilité d'une population est décrite par un vecteur des moyennes des variables et une matrice de variance-covariance qui détermine les variations autour de ces moyennes. Ces deux éléments sont analysés séparément. Compte tenu du caractère novateur du sujet, un travail exploratoire mobilisant différentes méthodes d'analyse a été réalisé. Seules celles ayant donné des résultats intéressants seront mentionnées ci-dessous à titre informatif.

1.2. Résultats - discussion

1.2.1 Choix de la courbe d'ingestion

Quatre équations de prédiction de la CMJ selon le PV sont disponibles dans InraPorc :

- linéaire : $CI = a + b \cdot PV$
- puissance : $CI = a \cdot PV^b$
- exponentielle : $CI = a \cdot (1 - \exp(b \cdot PV))$
- gamma de l'entretien : $CI = (a \cdot (b \cdot PV \cdot \exp(-b \cdot PV)) + 1) \cdot 0,75 \cdot PV^{0,60}$

L'écart entre les valeurs de CMJ prédites par chaque équation et les valeurs réellement mesurées a été quantifié par équation, par porc et par jour. Puis un écart moyen a été calculé par équation et par porc, pour une cinétique de n enregistrements, à partir de la racine de l'écart quadratique moyen de prédiction (RMSEP) :

$$RMSEP = \sqrt{\sum \frac{(CI_{prédit} - CI_{mesuré})^2}{n}}$$

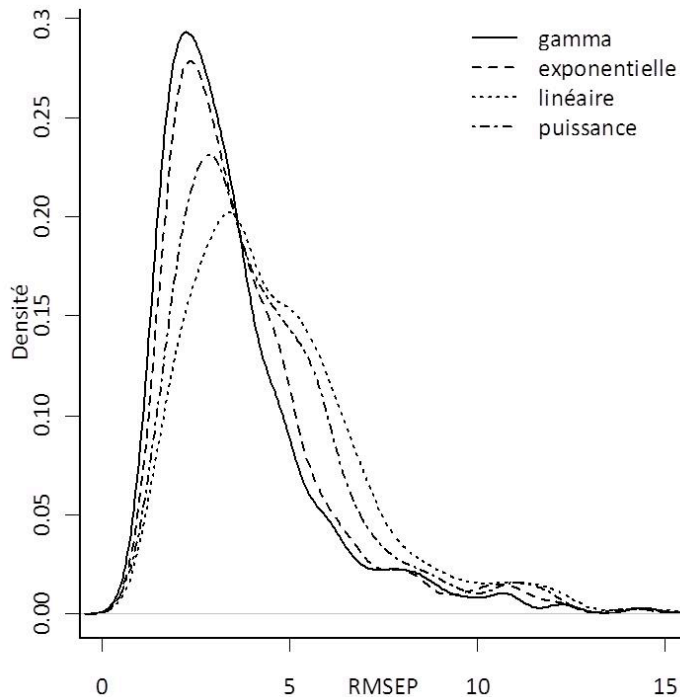


Figure 1 : Fonctions de répartition de l'erreur RMSEP (MJ EN cumulées/porc) selon l'équation de prédiction de l'ingéré (Vautier *et al.*, 2011).

L'analyse des fonctions de répartition de l'erreur selon l'équation utilisée indique que la fonction gamma présente une distribution de l'erreur plus centrée sur les valeurs faibles (Figure 1). Les erreurs moyennes, c'est à dire entre 4 et 7 MJ EN/porc, sont moins fréquentes avec la fonction gamma. En revanche, pour une RMSEP supérieure à 7 MJ EN/porc, correspondant à des profils d'ingestion très irréguliers, la performance d'ajustement est faible et similaire pour les quatre équations. En définitive, l'ajustement des profils individuels étant meilleur avec la fonction gamma qu'avec les autres fonctions, cette fonction a été retenue dans la suite du projet.

1.2.2 Vecteurs moyens (base de donnée de calibrage)

Les moyennes par variable des valeurs individuelles et les effets des facteurs étudiés sont rapportés dans le Tableau 2. Tous les critères de performances et variables du vecteur moyen sont influencés significativement par la bande. Cet effet illustre les conséquences que les conditions d'élevage ont sur le parcours des animaux, même lorsqu'ils sont élevés dans des salles d'engraissement identiques et alimentés avec un aliment présentant des caractéristiques nutritionnelles stables. L'effet du sexe est également significatif, contrairement à l'effet du croisement. Le dispositif expérimental choisi peut expliquer ce résultat. En effet, dans les installations expérimentales disponibles, l'effet du type de verrat ne peut être testé qu'intra-bande par référence au verrat LWxPP. Toutefois nos résultats rejoignent ceux de Ferguson et Kyriazis (2003) et Green *et al.* (2003), qui ont également comparé des croisements à partir de truies LW, LD, ou LWxLD.

Ces auteurs suggèrent que le nombre limité d'observations pour chaque population résulte dans une variabilité importante des variables, qui ne permet donc pas de mettre en évidence un effet du type de croisement. Cependant, Ferguson et Kyriazis (2003) ont étudié seulement quatre porcs jusqu'à 100 kg

et Green *et al.* (2003) ont étudié seulement cinq porcs jusqu'à 115 kg, alors que dans notre étude l'effectif par groupe est au minimum de 23 individus. Même dans ces conditions, les écarts entre croisements restent non significatifs entre les types de porcs considérés comme les plus différents les uns des autres (par exemple Duroc vs PP). Malgré cela, les différents croisements étudiés intra-bande présentent en moyenne des vitesses de croissance (GMQ) et indice de consommation (IC) qui balayent des situations variées autour des porcs issus de verrats LWxPP lorsque les performances de ces derniers sont utilisées en référence dans chaque bande (Figure 2).

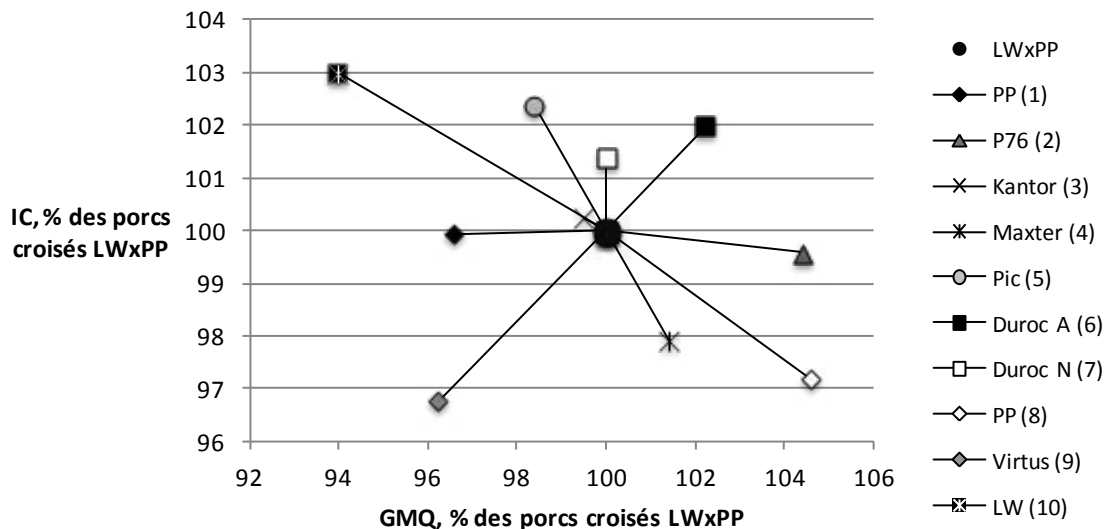


Figure 2 : Illustration des niveaux relatifs d'indice de consommation (IC) et de vitesse de croissance (GMQ) selon le type de verrot utilisé intra-bande (10 bandes, moyenne des mâles castrés et des femelles) avec en base 100 les performances des porcs issus de verrats croisés LWxPP (entre parenthèses : le numéro de la bande).

1.2.3 Définition d'un groupe de porcs

L'analyse par classification ascendante hiérarchique (R, fonction `agnes` du package `cluster`; Maechler *et al.*, 2012), indique qu'il n'est pas possible de mettre en évidence des ensembles de profils de porcs distincts à partir des jeux de six variables (PV_{70} , DUREE, PDm, $B_{Gompertz}$, Q50, Q100) obtenus pour chaque porc issu des huit premières bandes étudiées. Par analyse de Flury, il apparaît que les matrices de variance-covariance des variables n'ont aucune composante commune (Vautier *et al.*, 2012). Il en résulte que la matrice de variance-covariance calculée sur un groupe de porcs ne semble pas généralisable à un autre groupe.

1.2.4 Corrélation entre variables au sein de la population étudiée

Les relations entre variables ont été examinées par les corrélations intra-groupes. L'analyse factorielle multiple duale (Lê *et al.*, 2007) est utilisée afin d'analyser la part de corrélation commune aux 32 groupes (bande x croisement x sexe) étudiés à partir des huit premières bandes (Figure 3). De par le nombre d'individus, toutes les corrélations sont significativement différentes de zéro selon le test de Pearson ($P < 0,01$). Une forte structure est observée dans nos données car plus de 60% de l'inertie est projetée sur le premier plan (Vautier *et al.*, 2013).

1.2.5 Matrice de covariance retenue pour résumer la variabilité

Les différences entre matrices de variance-covariance nous ont amenés à développer une matrice de variance-covariance dite « moyenne » qui soit un estimateur se plaçant au centre des cas évalués (et donc des matrices issues de chaque groupe), prenant en compte la taille de population dont est issue chaque matrice, et qui puisse représenter tous les groupes avec le moins d'écart possible avec la réalité. A cette fin, les profils utilisés sont ceux qui ont été obtenus dans les bandes 1 à 8 et qui constituent la base de données de calibrage.

brute, c'est à dire calculée à partir de tous les animaux sans prendre en compte de spécificité de groupe. La distance de χ^2 moyenne est plus faible pour la matrice de variance-covariance moyenne sur l'ensemble des huit bandes (1027 porcs), comparativement à la matrice de variance-covariance brute (Vautier *et al.*, 2013). Ceci se traduit par une prédiction plus précise avec la matrice de variance-covariance moyenne dans 83% des groupes. C'est également le cas quand les calculs sont réalisés à partir des dix bandes (1288 porcs).

Tableau 2 : Moyennes (μ) et écarts-types (σ) des variables¹ décrivant les cinétiques de croissance et d'ingestion par groupe et effets² des caractéristiques du groupe.

Bande	Verrat	Sexe	n	PV ₇₀ , kg		Durée', j		PDM', g/j		B _{Gompertz} , x10 ⁻⁴ /j		a, kg ⁻¹		b x10 ⁻⁴ /kg	
				μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ
1	LWxPP	F	31	34	4	84	11	145	14	156	45	4,366	0,551	213	43
		MC	32	34	4	80	10	150	15	173	41	4,986	0,756	194	56
	PP	F	35	31	2	91	9	138	13	161	37	4,348	1,115	226	68
		MC	33	32	3	85	14	145	20	182	52	4,602	0,586	190	41
2	LWxPP	F	32	30	2	92	10	143	15	224	182	4,046	0,562	207	47
		MC	28	30	3	92	17	138	26	224	140	4,569	0,560	200	44
	P76	F	28	30	3	88	12	146	18	154	68	4,131	0,483	186	45
		MC	31	31	3	82	11	150	17	185	84	4,870	0,820	173	42
3	LWxPP	F	35	30	4	89	9	145	12	142	49	4,419	0,634	212	43
		MC	31	30	4	82	10	151	16	182	53	4,999	0,551	192	27
	Kantor	F	35	30	3	89	8	143	9	138	35	4,293	0,723	203	39
		MC	35	31	5	82	8	150	12	155	43	5,005	0,639	184	34
4	LWxPP	F	34	31	3	90	8	138	9	150	39	4,182	0,620	199	40
		MC	35	31	3	83	9	143	16	173	45	5,093	0,712	171	48
	Maxter	F	34	31	3	90	9	141	13	162	59	4,271	0,636	201	48
		MC	33	31	3	80	9	151	17	213	125	4,976	0,602	173	31
5	LWxPP	F	33	31	3	90	11	138	15	133	57	5,075	1,973	235	69
		MC	34	32	3	79	11	153	21	154	63	5,502	1,612	198	64
	PIC	F	31	32	3	92	9	135	12	129	44	4,524	1,576	211	67
		MC	34	32	3	79	10	149	18	181	143	6,006	2,088	194	73
6	LWxPP	F	33	28	3	97	15	137	19	221	246	4,326	0,670	222	52
		MC	34	27	3	87	10	149	16	183	53	4,941	0,649	192	41
	Duroc A	F	30	28	3	90	11	145	17	186	68	5,096	1,345	226	70
		MC	34	28	4	87	17	145	19	207	62	5,456	1,249	198	62
7	LWxPP	F	35	29	4	92	15	142	20	192	153	4,462	0,549	213	53
		MC	32	29	4	81	10	159	18	213	240	5,103	0,675	182	41
	Duroc N	F	32	28	4	91	11	144	13	171	39	4,697	0,681	223	39
		MC	31	29	4	82	18	156	25	213	89	5,368	0,745	182	37
8	LWxPP	F	23	30	5	89	14	147	19	161	50	4,300	0,473	203	45
		MC	21	31	4	85	8	146	12	192	99	4,573	0,520	184	41
	PP	F	34	28	3	90	10	150	13	180	120	3,887	0,444	182	50
		MC	34	30	5	79	10	162	16	189	94	4,741	0,469	159	35
Statistiques	ETM			1	3	5	24			0,304	14				
P- Values	Bande			<0,01	0,31	0,21	<0,01			<0,01	<0,01				
	Sexe			0,08	<0,01	<0,01	<0,01			<0,01	<0,01				
	Croisement			0,85	0,30	0,26	0,34			0,82	0,78				
	Bande x Sexe			0,51	0,05	<0,01	0,65			0,37	0,41				
	Croisement x Sexe			0,96	0,18	0,14	0,62			<0,01	0,95				

1. a et b : variables de l'équation gamma de l'entretien décrivant la relation entre l'énergie nette ingérée et le poids vif.

2. Analyse de la variance avec la bande, le sexe, le croisement intra-bande et les interactions en effets fixes et la case intra-bande en effet aléatoire (proc MIXED, SAS). ETM : maximum de l'erreur type par bande x croisement x sexe.

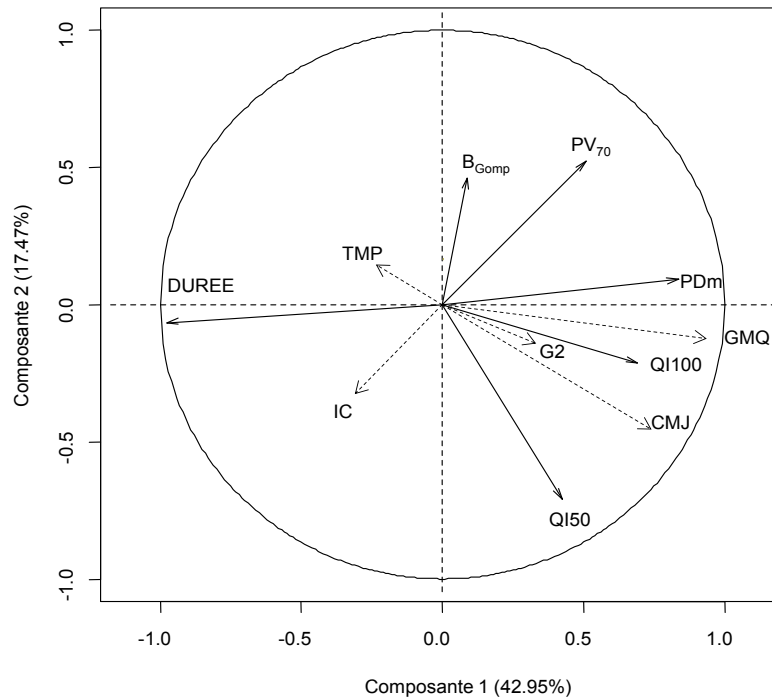


Figure 3 : Analyse factorielle multiple duale des variables décrivant les profils selon les performances zootecniques (en pointillés : GMQ : gain moyen quotidien, CMJ : consommation moyenne journalière, IC : indice de consommation, TMP : taux de muscle des pièces, G2 : épaisseurs de gras dorsal) ou les variables standardisées de caractérisation d'un profil animal (trait continu : PV₇₀, PDm', B_{Gompertz}, QI50, QI100, DUREE').

Tableau 3 : Matrice de variance-covariance¹ moyenne calculée à partir des individus des bandes 1 à 8.

	PV ₇₀	PDm'	B _{Gompertz} '	QI50	QI100
PV ₇₀	12,0	11,7	5,30 10 ⁻⁴	-0,374	1,92
PDm'		265	7,10 10 ⁻³	3,86	19,6
B _{Gompertz}			1,00 10⁻⁴	-1,65 10 ⁻³	-8,55 10 ⁻⁴
QI50				5,36	1,49
QI100					9,49

1. En police normale : covariances entre variables ; en gras : variance de chaque variable sur sa diagonale. PV₇₀ exprimé en kg, PDm' en g/j, B_{Gompertz} en 10⁻⁴/j, QI50 et QI100 en MJ EN.

1.2.6 Générateur de bandes de porcs virtuelles

Les attendus du générateur sont de permettre la genèse de profils qui correspondent à un patron de population. Celui-ci a été déterminé dans notre étude par la matrice de variance-covariance moyenne décrite ci-dessus, un vecteur moyen correspondant à la population ciblée (l'effet bande et l'effet sexe étant significatifs sur les valeurs moyennes, il convient d'appliquer un vecteur moyen selon le sexe pour chaque population considérée) et aux fonctions de répartition observées dans notre étude pour les variables étudiées (ces fonctions n'étant pas modélisables par des fonctions connues). Outre la structure du générateur (Figure 4) et le choix des outils permettant de la mettre en œuvre, la taille minimale des populations à générer afin de s'affranchir des conséquences de la valeur de la racine utilisée dans les processus de génération aléatoire des valeurs des variables a dû être déterminée. Ainsi, ce générateur fonctionne à partir de 1000 individus.

Conclusions de l'étape 1

Nous avons mis en évidence que la structure de variance-covariance varie d'un groupe de porcs à l'autre, l'échelle de regroupement étant définie par la bande et le type de porc (sexe x croisement). Il ne semble donc pas possible de distinguer une structure de variance-covariance qui serait générique (universelle) d'une autre partie qui serait spécifique du type sexuel, du type de croisement... Ceci nous a amené à tenter d'identifier un patron moyen de variance-covariance à partir de tous les groupes étudiés. Ainsi, chaque population peut être représentée par cette structure de variance-covariance avec

une erreur réduite de l'estimation de la variabilité observée, et par un vecteur moyen des variables qui lui est spécifique. Cette approche permet de générer des populations virtuelles dont la structure de variance-covariance peut être considérée comme étant réaliste, même si ce n'est pas celle qui est observée. Cette approche permet d'envisager le développement de simulations stochastiques à partir d'un modèle déterministe. A ce stade, elle est développée en s'appuyant sur les variables utilisées par le modèle InraPorc mais pourrait être étendue à d'autres modèles mécanistes. Auparavant, il nous a semblé nécessaire de simuler la réponse d'une population virtuelle ainsi générée à différentes stratégies alimentaires (étape 2) puis de comparer les résultats de modélisation à la réponse de porcs (*in vivo*) placés dans les mêmes conditions d'alimentation (étape 3).

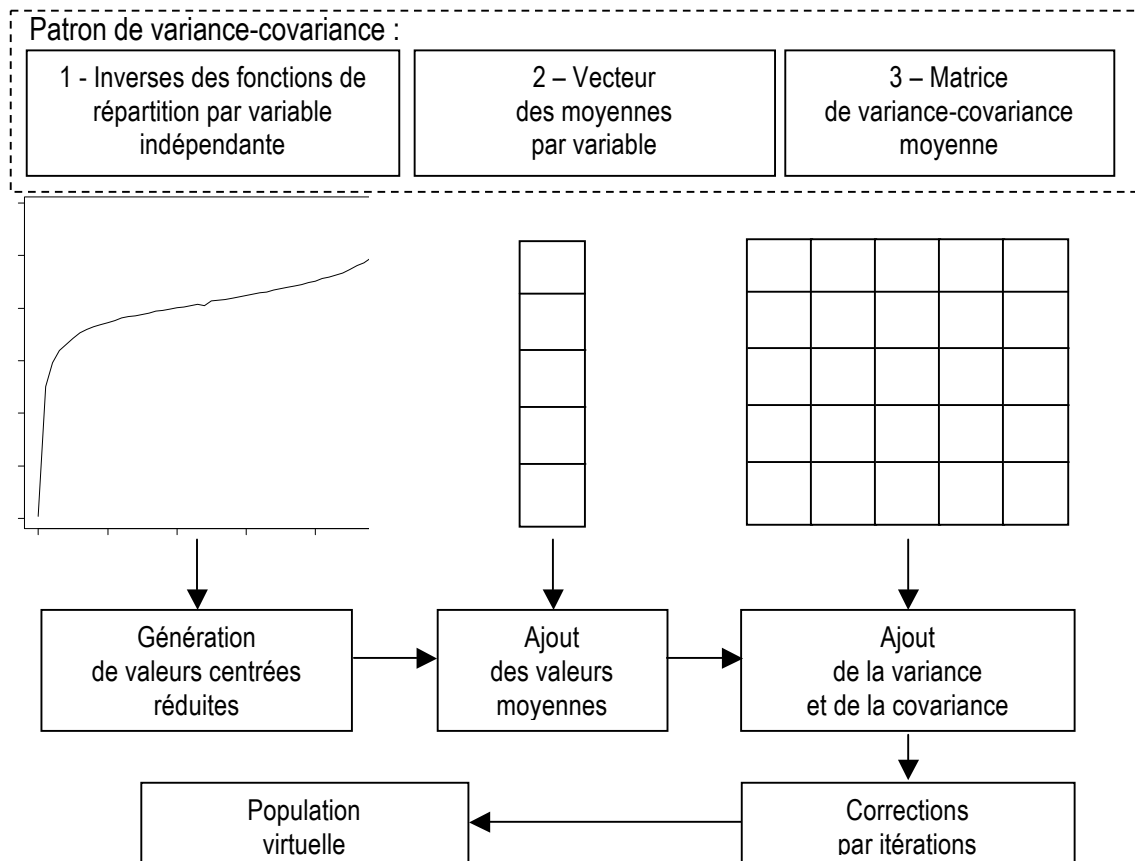


Figure 4 : Composantes du patron de variance-covariance final et démarche suivie pour générer une population virtuelle.

2. Etape 2 - Simulation de l'effet de stratégies alimentaires

Une population virtuelle de 2000 porcs issus d'un croisement avec un verrat terminal LWxPP a été générée suivant le principe décrit par la Figure 4 à partir du générateur de porcs virtuels, en s'appuyant sur le vecteur moyen des variables issu des porcs LWxPP et la matrice de variance-covariance du générateur virtuel (Tableau 3).

2.1 Séquences alimentaires étudiées

2.1.1. Niveaux nutritionnels et formulation des aliments

Différentes séquences alimentaires sont établies à partir de l'évolution du besoin en lysine digestible par unité d'énergie nette (LYSd/EN) de l'aliment selon le PV, estimé pour le profil moyen des individus. Pour la stratégie biphasé, la valeur moyenne du besoin en LYSd de la population est de 0,93 g/MJ EN en

début de période de croissance (à 70 jours d'âge), et de 0,69 g/MJ au début de la période de finition (à partir de 65 kg de PV). Pour des raisons pratiques, les niveaux retenus sont arrondis à 0,9 et 0,7 g/MJ. Pour la stratégie multiphase, neuf paliers de référence sont retenus, par pas de 10 kg de PV. Le niveau de référence (F100, Figure 5) est établi à partir du profil moyen des femelles. Cette stratégie multiphase est ensuite déclinée en dix niveaux d'apports en AA, de -10 à +35% autour de F100 (F90 à F135).

Quatre aliments de base ont été formulés dont les rapports LYSd/EN sont de 0,4, 0,7, 1,0, et 1,2 g/MJ. Pour atteindre les rapports LYSd/EN escomptés lors des différentes phases des séquences alimentaires, les aliments sont obtenus par mélange des aliments de base. Les rapports minimaux entre AA essentiels sont ajustés sur la base du profil en AA de la protéine idéale. Les aliments sont formulés sans contraintes sur la teneur maximale en protéines (aliments dits 'non Corpen') ou en respectant les teneurs maximales en protéines du Corpen (2003, 16,5% quand PV < 65 kg, 15,0% ensuite ; aliments dits 'Corpen'). La teneur en EN des aliments est fixée à de 9,75 MJ/kg. Une liste de matières premières est utilisée avec cinq niveaux de prix moyens sur 12 mois correspondant à cinq campagnes de récolte (entre 2005 et 2010), pour formuler les aliments à moindre coût. La teneur en matières azotées totales (MAT) des aliments dépend de la contrainte sur ce critère et du prix des matières premières.

2.1.2. Plans d'alimentation

Sur la base des pratiques observées en élevage, cinq plans d'alimentation sont envisagés : une alimentation à volonté (100% ad lib), un rationnement de 10% par rapport à l'à volonté (90% ad lib), une alimentation à volonté jusqu'à un plafond commun de 2,4 kg/j pour les femelles et les mâles castrés ((ad lib → plateau R1), une alimentation à volonté jusqu'à un plafond de 2,4 kg/j pour les femelles et de 2,7 kg/j pour les mâles castrés (ad lib → plateau R2), un plan de rationnement progressif avec une ration initiale de 1,2 kg augmentant ensuite de 27 g/j jusqu'aux plafonds mentionnés précédemment (+27 g → plateau R1 ou R2). Pour les porcs dont l'ingestion quotidienne n'atteint pas les quantités théoriques allouées, les simulations sont réalisées en condition à volonté pour éviter de simuler les conséquences d'un gavage.

2.2 Simulations

Les simulations sont réalisées avec InraPorc pour chacun des porcs de la population virtuelle et chacun des plans d'alimentation ou niveaux nutritionnels présentés ci-dessus. Les porcs sont supposés être abattus en trois lots tous les 7 jours avec un poids minimal de 112 kg aux deux premiers départs ; l'âge au premier départ est ajusté pour obtenir un poids moyen final de 115 kg. Les critères de GMQ, CMJ, IC et TMP sont calculés pour chaque porc entre le début de chaque simulation et l'âge théorique auquel il est abattu. Les GMQ, CMJ et IC moyens de la population sont ensuite calculés à partir des 2000 résultats individuels. Le Coefficient de Variation du Poids (CV_{PV}) est calculé pour les 2000 porcs, lors du premier départ et lors de l'abattage. Outre les performances de croissance, la marge sur coût alimentaire est également calculée ainsi que les rejets azotés par porc.

2.3 Résultats

2.3.1. Conduite alimentaire et variabilité du poids

Le tri des porcs réalisé avant l'abattage permet d'abaisser le CV_{PV} de 3 points en moyenne par rapport à la valeur observée au premier départ (Figure 5). En conduite 100% ad lib avec les stratégies multiphases, l'hétérogénéité du PV (décrite par son coefficient de variation, CV_{PV}) augmente lorsque les apports d'AA diminuent. Le besoin en AA d'une proportion croissante de porcs n'est alors pas couvert et le GMQ est pénalisé par l'inadéquation des apports aux besoins, inadéquation accentuée par le nombre de phases (Brossard *et al.*, 2011). Le plus faible CV_{PV} est obtenu quand les animaux sont rationnés de

façon progressive tout au long de la croissance, avec des plafonds bas (maximum 2,4 kg d'aliment/j aux deux types sexuels, plan R1 sur la Figure 5).

2.3.2. Conduite alimentaire et écart de marge

L'effet de la stratégie alimentaire sur la marge s'exerce principalement via la valeur de la carcasse et le coût alimentaire (Quiniou *et al.*, 2013). Plus la teneur en AA est élevée, plus la marge s'accroît (malgré des aliments plus chers), en raison des améliorations du taux de muscle et de l'IC à l'échelle de la population. Cette amélioration n'est cependant pas linéaire et l'équilibre entre coût alimentaire et produits supplémentaires dépend du contexte de prix des matières premières et de l'existence ou non d'une contrainte de formulation sur la MAT. Ainsi, sans contrainte, l'optimum est obtenu avec un apport d'AA supérieur de 30% au besoin moyen dans le contexte 2006/7, 25% dans les contextes 2005/6 et 2007/8, et 15% dans les contextes 2008/9 et 2009/10. Avec la contrainte sur la protéine, le niveau d'apport correspondant à l'optimum est moins sensible aux variations des prix des matières premières.

2.3.2. Conduite alimentaire et rejets N

Quand les apports en AA augmentent, l'augmentation du rejet N (Figure 6) reflète l'ingestion accrue de N par les porcs dont une proportion croissante atteint son potentiel de dépôt protéique et est donc incapable de valoriser un apport supplémentaire d'AA. Quand une contrainte de formulation sur la protéine est appliquée, cette augmentation est moindre. Pour une rétention identique (≈ 2111 g N/porc en moyenne pour les cinq contextes de prix), la stratégie biphase 100% ad lib génère des rejets N intermédiaires entre ceux calculés avec les apports multiphases réalisés 10 ou 15% au-dessus des apports moyens; ces rejets sont réduits de 120 g/porc en formulation Corpen. Des calculs supplémentaires ont été réalisés avec une approche individualisée des apports alimentaires (relevant d'une démarche d'élevage de précision). La stratégie multiphase permettant à chaque porc d'atteindre son GMQ maximal à 1 g près a été identifiée. Cette approche individualisée permet d'obtenir des performances de croissance identiques à celles obtenus avec les apports les plus élevés en AA (F135), mais avec un rejet N inférieur et une marge plus élevée. Le rejet est alors proche de celui obtenu avec une alimentation biphase.

3. Etape 3 - Evaluation *in vivo* des résultats *in silico*

L'effet de la conduite alimentaire sur les performances moyennes et l'hétérogénéité du poids est étudié sur une bande de 168 porcs croisés LWxLD x LWxPP de l'entrée en engraissement à l'abattage (entre 28 et 113 kg de PV). L'essai est mené à la station expérimentale de l'IFIP à Romillé. L'objectif est de caractériser *in vivo* les performances de croissance moyennes et leur hétérogénéité et de les comparer aux résultats obtenus par simulation avec un plan d'alimentation à volonté (AL) ou rationné (RA) de façon progressive (+27 g/j) jusqu'à un plafond distinct pour les femelles (2,4 kg/j) et les mâles castrés (2,7 kg/j). Tous les animaux sont pesés la veille de l'entrée en engraissement, puis périodiquement jusqu'à l'abattage. La CMJ est mesurée de façon hebdomadaire en moyenne par case (6 porcs/case). Les animaux partent à l'abattoir en deux groupes par lot. Après l'abattage, le taux de muscle des pièces est relevé (TMP).

Les résultats *in vivo* (Tableau 4, Brossard *et al.*, 2014) permettent de confirmer la pertinence des résultats obtenus par simulations lors de l'étape 2 du projet et, de façon indirecte, renforcent l'intérêt (la confiance) à accorder aux conclusions obtenues à partir des simulations de l'étape 2 réalisées avec d'autres conduites alimentaires.

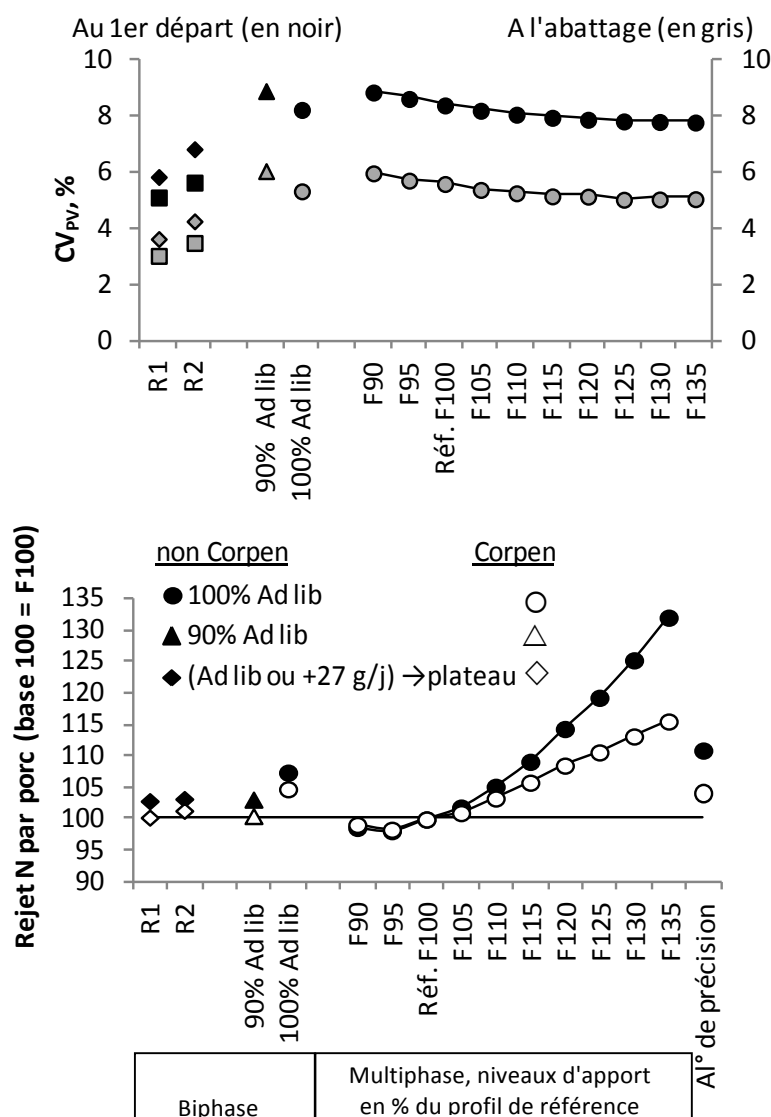


Figure 5 : Coefficient de variation du poids vif (CV_{PV}) selon la séquence alimentaire et le plan d'alimentation. R1 = max 2,4 kg/j pour les femelles et mâles castrés ; R2 = max 2,4 kg/j pour les femelles et 2,7 kg/j pour les mâles castrés) (voir légende ci-dessous).

Figure 6 : Rejet N moyen par porc dans cinq contextes de prix selon la séquence alimentaire, le plan d'alimentation (Figure 3) et l'application d'une contrainte de formulation Corpen ou non (résultats confondus pour les plans d'alimentation avec plateau).

Tableau 4 : Comparaison des résultats obtenus *in vivo* avec ceux obtenus *in silico*.

Lot ¹	Source	Poids vif (kg)		CV du PV, %		GMQ, g/j	CMJ, kg/j	IC, kg/kg	TMP
		Au 1 ^{er} départ	A l'abattage	Au 1 ^{er} départ	A l'abattage				
AL	<i>In vivo</i>	110,2	112,9	8,8	7,4	878	2,35	2,65	60,4
	Simulation ¹	110,6	115,0	8,3	5,4	895	2,39	2,67	56,5
RA	<i>In vivo</i>	109,5	112,8	6,8	6,9	808	2,17	2,67	60,7
	Simulation ¹	112,6	115,3	5,7	3,5	826	2,18	2,65	57,7

¹ AL : alimentation à volonté ; RA : alimentation rationnée

Conclusion générale

Notre travail visait à étudier les relations de covariance entre variables utilisées en modélisation de la croissance du porc pour déterminer leurs parts génériques et spécifiques et ainsi les inclure dans un générateur de population virtuelle à même de produire des populations de variabilité réaliste. Cette étude a nécessité une étape de consolidation des données, étape longue mais indispensable à l'obtention d'une base représentant le plus fidèlement possible la variabilité présente en élevage. L'exploration des structures de variance-covariance au sein de cette base a révélé qu'il n'était pas possible de déterminer une structure unique de variance-covariance commune à tous les groupes

étudiés. Face à ce constat, nous proposons un patron générique de variance-covariance qui permette de représenter chaque groupe avec le moins d'écart possible entre ce patron et la structure spécifique de variance-covariance de ce groupe. Ce patron a été élaboré par étapes dans un processus exploratoire, avec ses échecs et ses succès. Au final, il est constitué d'une fonction de répartition empirique inversée et indépendante pour chacune des cinq variables utilisées pour décrire un profil animal, du vecteur des moyennes des variables spécifique du groupe de porcs considéré, et de la matrice de variance-covariance moyenne.

Pour utiliser ce patron de variance-covariance, nous avons développé un générateur de bandes original. Les connaissances acquises sur la covariance entre variables, d'une part, et la méthode d'intégration de ce patron de variance-covariance dans un générateur adapté, d'autre part, constituent un travail novateur. Avec ce générateur, des populations virtuelles ont été produites, de variance réaliste. Les simulations réalisées à partir de ces populations apportent une information non seulement sur la moyenne des performances (croissance, rejets, économie) mais également sur leur variation. Il apparaît alors possible de mettre en évidence que ces deux critères dépendent de la stratégie alimentaire. La pertinence de ces résultats de simulation a été vérifiée par leur proximité avec ceux obtenus lors d'un essai *in vivo*.

L'amélioration de la portée pratique des résultats de ce projet passe par leur valorisation en élevage. Quand le croisement des porcs est identique à l'un de ceux que nous avons étudiés et que les porcs sont alimentés à volonté, nous considérons qu'il est possible d'appliquer le patron de variance-covariance à condition toutefois de connaître le vecteur des moyennes des variables. Ceci constitue un défi qui, pour être relevé, suppose encore le développement d'une méthode d'estimation *a priori* des valeurs des variables à partir de données disponibles en élevage. Enfin, nos travaux permettront d'envisager à plus long terme la fourniture d'un nouvel outil d'aide à la décision fondé sur le modèle InraPorc, dans sa version actuelle, et associé au générateur de population. Ce nouvel outil utilisable en élevage permettra d'améliorer, d'une part, la gestion de la variabilité en élevage et, d'autre part, la prise en compte des caractéristiques, actuelles ou futures, du contexte socio-économique de l'élevage porcin.

Références bibliographiques

- Brossard L., Quiniou N., van Milgen J., Dourmad J.-Y., 2011. A herd modeling approach to determine the most economically and environmentally interesting dietary amino acid level during the fattening period. In: Modelling nutrient digestion and utilization in farm animals, Ed. D. Sauvant, J. van Milgen, P. Faverdin, N. Friggens, Wageningen Academic Publishers, Wageningen, The Netherlands, pp. 335-346.
- Brossard L., Dourmad J.-Y., Rivest J., van Milgen J., 2009. Modelling the variation in performance of a population of growing pig as affected by lysine supply and feeding strategy. *Animal* 3, 1114-1123.
- Brossard L., Quiniou N., Dourmad J.-Y., van Milgen J., 2012. Prise en compte de la variabilité individuelle dans la modélisation de la réponse des porcs en croissance aux apports alimentaires. *INRA Productions Animales* 25, 17-28.
- Brossard L., van Milgen J., Vautier B., Quiniou N., 2014. Mise en œuvre d'un plan d'alimentation élaboré par simulation à partir d'une population virtuelle de porcs pour permettre une maîtrise de la variabilité du poids en fin d'engraissement : comparaison des performances de croissance *in vivo* et *in silico*. *Journées de la Recherche Porcine* 46, 129-130
- Dourmad J.-Y., Henry Y., Bourdon D., Quiniou N., Guillou D., 1993. Effect of growth potential and dietary protein input on growth performance, carcass characteristics and nitrogen output in growing-finishing pigs. In: Verstegen M.W.A., Den Hartog L.A., van Kempen G.J.M., Metz J.H.M., (Eds) *Proc. of the 1st Int. Symp. on Nitrogen Flow in Pig Production and Environmental Consequences*, Pudoc Scientific Publishers, Wageningen, The Netherlands, EAAP, 69, 206-211.
- Ferguson N.S., Gous R.M., Emmans G.C., 1994. Preferred components for the construction of a new simulation-model of growth, feed intake and nutrient-requirements of growing pigs. *South African Journal of Animal Science* 24, 10-17.

- Ferguson N.S., Kyriazis S.T., 2003. Evaluation of the growth parameters of six commercial crossbred pig genotypes - 1. Under commercial housing conditions in individual pens. *South African Journal of Animal Science* 33, 11-20.
- Flury B., 1988. Common principal components and related multivariate models. 1st Ed. Wiley, NY, 258 pp.
- Green D.M., Brotherstone S., Schofield C.P., Whittemore C.T., 2003. Food intake and live growth performance of pigs measured automatically and continuously from 25 to 115 kg live weight. *Journal of the Science of Food and Agriculture* 83, 1150-1155.
- Knap P.W., 1995. Aspects of stochasticity: variation between animals. In: Moughan P.J., Verstegen M.W.A., Visser-Reyneveld M.I. (Eds), *Modelling growth in the pig*. Wageningen Pers., Wageningen, The Netherlands, 165-172.
- Knap P.W., Schrama J.W., 1996. Simulation of growth in pigs: Approximation of protein turn-over parameters. *Animal Science* 63, 533-547.
- Lê S., Husson F., Pagès J., 2007. DMFA: Dual Multiple Factor Analysis. 12th International Conference on Applied Stochastic Models and Data Analysis. Chania, Crete, Greece.
- Maechler M., Rousseeuw P., Struyf A., Hubert M., Hornik K., 2012. Cluster: Cluster Analysis Basics and Extensions. R package version 1.14.2, URL <http://CRAN.R-project.org/package=cluster>.
- Phillips P.C., Arnold S.J., 1999. Hierarchical comparison of genetic variance-covariance matrices. I. Using the Flury hierarchy. *Evolution* 53, 1506-1515.
- Pomar C., Dubeau F., van Milgen J., 2009. La détermination des besoins nutritionnels, la formulation multicritère et l'ajustement progressif des apports de nutriments au besoin des porcs : des outils pour maîtriser les rejets d'azote et de phosphore. *INRA Productions animales* 22, 49-54.
- Quiniou N., Brossard L., van Milgen J., Salaün Y., Quesnel H., Gondret F., Dourmad J.-Y., 2012. La variabilité des performances animales en élevage porcin : description et implications pratiques. *INRA Productions Animales* 25, 5-16.
- Quiniou N., Vautier B., Salaün Y., van Milgen J., Brossard L., 2013. Modélisation de l'effet de la stratégie alimentaire et du contexte de prix des matières premières sur les performances moyennes, leur variabilité et les rejets azotés à l'échelle d'une population de porcs. *Journées de la Recherche Porcine* 45, 155-160.
- Ripley B.D., 1987. *Stochastic simulation*. Wiley, New York, 237 pp.
- Strathe A.B., 2009. Stochastic modelling of feed intake, growth and body composition in pigs. PhD thesis University of Copenhagen, Denmark, 156 pp.
- van Milgen J., Noblet J., Valancogne A., Dubois S., Dourmad J.Y., 2005. InraPorc : un modèle pour analyser les performances et évaluer les stratégies alimentaires chez le porc en croissance. *Journées de la Recherche Porcine*, 37, 291-298.
- Vautier B., Quiniou N., van Milgen J., Brossard L., 2011. Modélisation de la cinétique de consommation en fonction du poids chez le porc en croissance selon le mode d'expression de l'ingéré. *Journées de la Recherche Porcine* 43, 139-140.
- Vautier B., Brossard L., van Milgen J., Quiniou N., 2012. Du porc à la bande : étude des liens entre paramètres individuels pour modéliser la croissance à l'échelle de la population. *Journées de la Recherche Porcine* 44, 147-152.
- Vautier B., Quiniou N., van Milgen J., Brossard L., 2013. Accounting for variability among individual pigs in deterministic growth models. *Animal* 7, 1265-1273.