



Etude des paramètres génétiques du niveau d'activité de porcs en engraissement estimés avec un algorithme de localisation automatique

Wim GORSSSEN (1), Carmen WINTERS (2), Léa CHAPARD (1), Katrijn HOOYBERGHS (1), Roel MEYERMANS (1), Rudi D'HOOGHE (2), Steven JANSSENS (1), Nadine BUYS (1)

(1) Center for Animal Breeding and Genetics, Department of Biosystems, KU Leuven, Kasteelpark Arenberg 30 – Box 2472, 3001, Leuven, Belgique

(2) Laboratory for Biological Psychology, KU Leuven, Tiensestraat 102 - Box 3714, 3000, Leuven, Belgique

Wim.gorssen@kuleuven.be

Avec la collaboration de Jürgen DEPUYDT (Vlaamse Piétrain Fokkerij vzw)

Etude des paramètres génétiques du niveau d'activité de porcs en engraissement estimés avec un algorithme de localisation automatique

De nouvelles technologies de l'élevage de précision telles que les systèmes de vision par ordinateur deviennent aujourd'hui essentielles pour un phénotypage automatique à grande échelle de nouveaux caractères. De plus, des caractères tels que la robustesse et le comportement gagnent en importance dans les objectifs de sélection porcine. L'objectif principal de cette étude était d'associer la pesée de porcs avec des mesures automatiques du niveau d'activité à l'aide d'un système de vidéo analytique : DeepLabCut™. Ces mesures ont été couplées avec des données de pedigree afin d'estimer les paramètres génétiques des caractères étudiés et validées avec des mesures manuelles. Les données de poids (n=7428) ont été analysées tout au long de la période d'engraissement de 1556 porcs en finition (verrat Piétrain x truie croisée). Les caractères automatisés associés au niveau d'activité ont été dérivés en utilisant une analyse de trajectoire, et validés par les notes de niveau d'activité données manuellement par deux observateurs au minimum à partir du visionnage de 1748 vidéos. Les caractères d'activité vitesse moyenne, indice de rectitude et indice de sinuosité étaient moyennement hérissables (24-26 %) tandis que l'indice de niveau d'activité était modérément hérissable (38 %). Les caractères associés au niveau d'activité ont montré de faibles corrélations génétiques avec des caractères de production et d'anomalies physiques. De plus, ces caractères étaient modérément corrélés ($r=0,62$) avec les notes des observateurs. Nous avons démontré que l'utilisation de cette méthode automatique et rentable est efficace pour extraire les caractères associés au niveau d'activité durant les pesées individuelles de porcs en engraissement. Ces caractères sont hérissables et peuvent être sélectionnés. Ces résultats s'avèrent utiles pour les organismes d'élevage, puisqu'ils proposent une méthode pour phénotyper automatiquement de nouveaux caractères comportementaux à l'échelle de l'individu.

An automated method for estimating genetics of activity levels in fattening pigs during weighing

Novel precision livestock farming technologies such as computer vision systems are pivotal for phenotyping novel traits on a large scale, as behaviour and robustness are becoming increasingly important in pig breeding goals. This study aimed to expand pig weighing with automated activity levels using DeepLabCut™, an automated video-analysis system. These activity data were validated with manual recordings of pig activity. Finally, data were related to pedigree information to estimate heritabilities and genetic correlations. The dataset consisted of 7428 recordings for 1556 finishing pigs (Piétrain sire × crossbred dam) with biweekly recordings of the same pig. Automated activity scores were estimated based on trajectory analysis and validated by manual scoring of activity by human observers for 1748 videos, with at least two observers per video. The activity traits mean speed, straightness index and sinuosity index were low-to-moderately heritable (24-26%), whereas an automated activity index was moderately heritable (38%). Activity traits showed low genetic correlations with physical abnormalities and production traits. Moreover, automated activity estimates were moderately correlated with human observations ($r=0.62$). This study showed a cost-efficient method to quantify activity traits in fattening pigs during weighing. Activity traits were heritable, and as a result, can be selected for. Our results are important for (pig) breeding organizations, as they provide an automated way to phenotype new behavioural traits at an individual level.

INTRODUCTION

L'élevage porcin fait face à de nombreux challenges tels que la durabilité environnementale, le bien-être animal, l'efficacité des exploitations agricoles et la concurrence mondiale. Des innovations génétiques sont essentielles pour résoudre ces enjeux (Knap, 2020 ; Rydhmer et Canario, 2014). Les caractères associés à la robustesse et la résilience sont aujourd'hui aussi pertinents que ceux liés à la (re)production (Knap, 2020). Il y a à l'évidence besoin des technologies d'élevage de précision pour optimiser le phénotypage porcin à grande échelle, qui reste aujourd'hui difficile, coûteux et gourmand en main-d'œuvre (Fernandes *et al.*, 2020a).

Les systèmes de vision par ordinateur (CVS) pourraient permettre un phénotypage non-invasif de la composition corporelle, du comportement et des anomalies physiques, mais ils restent peu utilisés en pratique. Fernandes *et al.* (2020b) ont utilisé des caméras 3D en vue du dessus pour prédire le poids, l'épaisseur du muscle et du lard dorsal de porcs en finition. D'autres études ont utilisé les CVS pour estimer la posture (Riekert *et al.*, 2020), l'agressivité (Chen *et al.*, 2020), le comportement de la truie (Leonard *et al.*, 2019) et l'alimentation (Chen *et al.*, 2020 ; Yang *et al.*, 2018), mais seulement quelques études ont analysé la génétique de ces phénotypes (Fernandes *et al.*, 2020b).

Les caractères comportementaux sont héréditaires, mais les héritabilités estimées diffèrent considérablement (Rydhmer et Canario, 2014). Ces estimations sont souvent basées sur un système de notation manuel, sujet aux biais liés aux observateurs (Ott *et al.*, 2014). Par exemple, les notes d'activité à la pesée sont faiblement à modérément héréditaires ($h^2=10-23\%$), bien que des paramètres environnementaux influencent ces estimations (Holl *et al.*, 2010 ; Jones *et al.*, 2009 ; Rydhmer et Canario, 2014 ; Schneider *et al.*, 2011). Ott *et al.* (2014) ont montré notamment que les notes d'activité obtenues avec des CVS étaient fortement corrélées avec des observations humaines ($r=0,92$). D'autres études ont associé les changements dans les notes d'activité dans la loge avec les morsures de queue, les infections (Escobar *et al.*, 2007 ; Ott *et al.*, 2014 ; Reiner *et al.*, 2009 ; Statham *et al.*, 2009) ou la consommation alimentaire résiduelle (Sadler *et al.*, 2011). D'ailleurs, les corrélations entre activité à la pesée et l'agressivité dans la loge sont faibles à modérées ($r=0,15-0,60$) (D'Eath *et al.*, 2009 ; Rydhmer et Canario, 2014).

L'identification automatique des animaux reste l'obstacle principal pour l'application des CVS aux analyses phénotype-génotype (Fernandes *et al.*, 2020b ; Pérez-Enciso et Steibel, 2021 ; Psota *et al.*, 2019). Le traitement des données et la disponibilité de logiciels adéquats sont également des contraintes (Fernandes *et al.*, 2020b ; Knap, 2020 ; Psota *et al.*, 2019). Des avancées récentes en capture des mouvements et outils de « deep-learning » permettent maintenant aux chercheurs d'extraire des variables comportementales détaillées issues de vidéos enregistrées sans dispositif ou matériel d'enregistrement spécialisé et excessif (Mathis *et al.*, 2018). Ces outils atteignent un degré de précision humain et dépasse même la notation manuelle avec une vitesse sans précédent (Sturman *et al.*, 2020 ; von Ziegler *et al.*, 2021).

Notre étude décrit une méthode utilisant le logiciel DeepLabCut (DLC) en open source (Mathis *et al.*, 2018), une interface utilisateur graphique basée sur Python (Van Rossum et Drake Jr, 1995) pour une localisation automatique sans marqueurs configurée selon une technologie de réseau neuronal cellulaire (CNN). Le logiciel DLC permet de créer des modèles de localisation fiables et adaptables (von Ziegler *et al.*, 2021) pour quantifier de multiples caractères (comportementaux) avec une influence limitée de l'observateur. Nous couplons des pesées classiques de porcs avec des analyses vidéo pour estimer des notes d'activité à la pesée. À partir de ces caractères, nous avons estimé les paramètres génétiques tels que l'héritabilité (h^2) et les corrélations génétiques (r_g) dans une population de porcs terminaux avec pedigree connu. Les résultats présentés ici ont été publiés dans Gorssen *et al.* (2022).

1. MATERIEL ET METHODES

1.1. Ethique

Les procédures expérimentales ont toutes été approuvées par le Comité d'Éthique de KU Leuven (P004/2020) conformément à la Directive 86/609/EEC du Conseil de la Communauté Européenne, les directives ARRIVE et le manuel ILAR sur le soin et l'utilisation des animaux d'expérimentation.

1.2. Animaux et collecte de données

L'étude a été menée sur 794 femelles et 746 mâles castrés Piétrain (Vlaamse Piétrain Fokkerij, Belgique) x PIC Camborough. L'âge moyen était de 83,4 ($\pm 2,2$) jours et le poids moyen de 30,6 ($\pm 5,1$) kg au début de l'expérience. Les observations ont été réalisées au cours de la phase d'engraissement qui a duré au maximum 120 jours (âge d'abattage). Ils ont été pesés individuellement pour la première fois 13 jours après leur arrivée en station d'engraissement puis toutes les deux semaines. Les 1556 animaux ont été pesés au maximum huit fois, ce qui représente un total de 7428 observations. De plus, les anomalies physiques telles que gonflements d'oreille ou hématomes et morsures à l'oreille ou à la queue, ont été notées pour chaque animal au cours de la pesée. Les observations ont été toutes collectées par le même professionnel qualifié. Le pourcentage de viande maigre a été mesuré individuellement à l'abattoir du Belgian Pork Group à Meer (Belgique) à l'aide d'AutoFom III™ (Frontmatec, 2019).

1.3. Dispositif expérimental et équipement

Le dispositif expérimental de pesée consistait en une balance, un lecteur d'identification par radiofréquence (RFID), une caméra et un ordinateur (Figure 1). Les poids ont été enregistrés électroniquement et couplés au numéro d'identification (ID) du porc à l'aide du lecteur RFID et d'un logiciel sur mesure. La caméra (Dahua Technology Co., Ltd, China) a été positionnée 2,5 m au-dessus du sol, au centre de la balance. Les porcs ont été filmés (vue du dessus) à une vitesse de trame de 15 images par seconde et une résolution de 3840x2160.

Un algorithme de localisation automatique pour porc a été développé avec DeepLabCut 2.2b.8 (Mathis *et al.*, 2018). Le développement du modèle ainsi que le modèle final sont expliqués dans Gorssen *et al.* (2022).

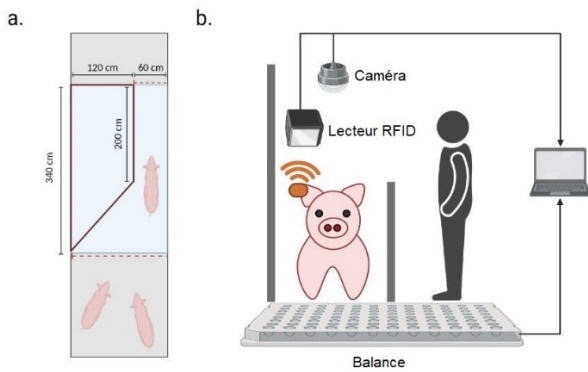


Figure 1 – Dispositif expérimental (créé avec BioRender.com ; Gorssen *et al.*, 2022). (a) Plan schématic (vue du dessus) du dispositif dans le couloir central de la station. La zone bleue indique la balance et l’allée en bois (en rouge). Les lignes rouges en pointillés indiquent les barrières régulant le passage des porcs. (b) Plan schématic du dispositif (vue de côté).

1.4. Estimation et interprétation des caractères d’activité

L’analyse de trajectoire a été réalisée à l’aide du package R ‘trajr’ (McLean et Skowron Volponi, 2018) basé sur une estimation de trajectoire faite à partir de la base de la queue du porc. Les coordonnées des pixels ont été extraites, les trajectoires rééchantillonnées du pixel au cm et une trajectoire lissée a été créée avec la fonction TrajSmoothSG. À partir de ces trajectoires, les caractéristiques suivantes liées à l’activité ont été obtenues : la moyenne et l’écart-type de la vitesse et de l’accélération (‘TrajDerivatives’) et des indices de rectitude (‘TrajStraightness’) et de sinuosité (‘TrajSinuosity2’).

Les indices cités sont liés au concept de tortuosité et associés avec l’orientation de l’animal et son comportement de recherche (Benhamou, 2004 ; McLean et Skowron Volponi, 2018). L’indice de rectitude est calculé comme la distance Euclidienne entre le point de départ et le point d’arrivée divisée par la longueur totale du mouvement (Benhamou, 2004). Il indique à quel point le trajet de l’animal est proche de la ligne droite connectant son point de départ et son point d’arrivée. Il varie entre 0 et 1 et quantifie l’efficacité du trajet : plus l’indice est proche de 1, plus l’efficacité est grande. Cette efficacité est la plus grande lorsqu’un porc marche en ligne droite au cours de la pesée (indice de rectitude=1). Toute déviation de cette droite, due à une augmentation de l’activité du porc à la pesée, diminue cet indice. La sinuosité estime la tortuosité d’un trajet de recherche aléatoire en combinant la longueur de foulée et le cosinus moyen des virages de l’animal (Benhamou, 2004 ; Bovet et Benhamou, 1988 ; McLean et Skowron Volponi, 2018). Elle varie entre 0 (mouvement aléatoire) et 1 (mouvement dirigé). Dans cette étude, nous faisons l’hypothèse que la vitesse moyenne, les indices de rectitude et de sinuosité sont liés à l’activité du porc à la pesée. Dans un cas extrême, le porc marche en ligne droite vers le lecteur RFID, reste immobile jusqu’à l’enregistrement du poids puis continue sa marche en ligne droite une fois la barrière ouverte. Cela résulterait en une faible vitesse moyenne (m/s), une sinuosité > 0 et un indice de rectitude de 1. Nous faisons l’hypothèse que les porcs les plus actifs font plus de mouvements latéraux, augmentant la vitesse moyenne et diminuant les indices de rectitude et de sinuosité. Ainsi, les porcs les plus calmes à la pesée auraient une vitesse moyenne plus faible, bien qu’ils aient pu courir vers le lecteur

RFID. Un indice d’activité automatique a été défini en combinant ces trois caractères d’activité (un poids d’1/3 par caractère après ré-échantillonnage).

1.5. Validation des caractères d’activité

Les caractères d’activité automatiques ont été validés par comparaison avec des notes d’activité manuelles données par cinq observateurs entraînés. Un total de 1748 vidéos de pesées a été noté manuellement sur l’activité par au moins deux observateurs par animal sur une échelle allant de 1 (calme) à 5 (très actif). L’échelle a été construite à partir des travaux de D’Eath *et al.* (2009) et Holl *et al.* (2010). La note d’activité moyenne a été ensuite comparée avec les notes automatiques d’activité via le calcul de corrélations de Pearson.

1.6. Modèles génétiques

Nous avons estimé les paramètres génétiques (h^2 et r_g) à l’aide de blupf90 suite of programs (Miszta *et al.*, 2014). Les variances génétiques et les h^2 ont été estimées en utilisant le maximum de vraisemblance restreint (REML), implémenté dans airemlf90 et invoqué via le package R breedR (Muñoz et Sanchez, 2019) avec les options suivantes “EM-REML 20”, “use_yams” et “se_covar_function”. Les paramètres génétiques ont été d’abord estimés avec le jeu de données complet puis avec des sous-ensembles de données par pesée (1 à 8). La première pesée, par exemple, correspond à un sous-ensemble composé de 1176 porcs âgés de 78 à 89 jours. Les r_g ont été estimées à l’aide de modèles bivariés (airemlf90). Les modèles génétiques utilisés étaient de la forme suivante :

$$y = Xb + Za + Wc + e$$

Où y est le vecteur contenant les phénotypes pour le(s) caractère(s) étudié(s) ; b est le vecteur contenant les effets fixes (sexe, 2 niveaux ; rang de portée, 4 niveaux) et covariables (âge) ; a est le vecteur des effets génétiques additifs (4089 niveaux) ; c est le vecteur des effets aléatoires environnementaux (65 niveaux) ; e est le vecteur des effets résiduels ; X , Z et W sont les matrices incidentes des effets fixes, des effets animaux aléatoires et des effets aléatoires d’environnement permanent. L’effet environnemental aléatoire c est la combinaison de la ferme, de la date d’entrée en ferme d’engraissement et de la date de pesée. Toutes les deux semaines, un nouveau lot de porcs arrivait en ferme d’engraissement. Le rang de portée contenait quatre classes différentes (‘1’, ‘2-3’, ‘4-5’, ‘6+’).

2. RESULTATS

2.1. Répétabilité des caractères d’activité

La répétabilité des caractères a été évaluée en examinant la matrice phénotypique de corrélation de Pearson d’un caractère dans le temps pour les mêmes animaux. La répétabilité était faible pour la vitesse moyenne, la rectitude et la sinuosité ($r=0,05-0,39$), bien qu’elle fût constamment positive et significativement différente de zéro pour la plupart des comparaisons. De plus, les mesures successives (de 2 semaines d’intervalle) pour les caractères d’activité ont montré une corrélation de Pearson consistante et significative ($P < 0,001$) de $r \approx 0,30$ d’ordre de grandeur. L’utilisation de l’indice d’activité automatique a amélioré la répétabilité de $r=0,13-0,47$ de manière générale et de $r \approx 0,45$ pour les observations successives.

2.2. Validation des caractères d'activité

Les notes automatiques d'activité ont été validées en les comparant avec des notes d'activités données manuellement par des observateurs entraînés. Les corrélations de Pearson entre les observations manuelles et les analyses vidéos étaient modérées à fortes pour la vitesse moyenne ($r=0,49$), l'indice de rectitude ($r=-0,7$) et l'indice de sinuosité ($r=-0,32$). Après avoir combiné ces trois caractères en un 'indice d'activité', la corrélation de Pearson avec les notes d'activité a augmenté ($r=0,62$). La corrélation de Pearson inter-observateur pour les notes d'activité était modérée à forte ($r=0,55-0,84$).

2.3. Paramètres génétiques

Les estimations de h^2 et de c^2 pour le jeu de données complet sont données dans le Tableau 1. La durée de pesée, l'écart-type de la vitesse ainsi que la moyenne et l'écart-type de l'accélération ont montré de faibles h^2 (2,9 %, 6,3 %, 8,7 % et 5,5 %, respectivement). Tandis que les estimations de h^2 étaient faibles à modérées pour la vitesse moyenne (24,5 %), les indices de rectitude (25,9%) et de sinuosité (23,8 %). L'indice de niveau d'activité présentait une h^2 modérée (37,6 %).

Tableau 1 – Estimations de l'héritabilité et de l'effet environnemental commun exprimées en pourcentage. Les scores d'activité sont basés sur les positions du corps de l'animal calculées à partir de la base de la queue.

Caractère	h^2 (se)	c^2 (se)
Gain moyen quotidien (g/jour)	82,5 (1,4)	7,7 (1,4)
Durée de pesée (s)	2,9 (0,8)	2,5 (0,6)
Vitesse moyenne (m/s)	24,5 (1,6)	2,2 (0,6)
Vitesse écart-type (m/s)	6,3 (1,0)	6,6 (1,3)
Accélération moyenne (m/s ²)	8,7 (1,2)	3,8 (0,9)
Accélération écart-type (m/s ²)	5,5 (1,0)	5,1 (1,1)
Indice de rectitude	25,9 (1,6)	0,8 (0,3)
Indice de sinuosité	23,8 (1,6)	1,7 (0,5)
Indice de niveau d'activité	37,6 (1,6)	1,1 (0,3)

Le Tableau 2 montre une sélection des r_g les plus pertinentes pour le jeu de données complet. La vitesse moyenne était très négativement corrélée avec les indices de rectitude ($r_g=-0,93$) et de sinuosité ($r_g=-0,84$). De faibles r_g ($r_g=-0,34-0,19$) étaient observées entre les caractères de production et les caractères comportementaux. De très faibles r_g furent estimées entre les caractères comportementaux et les morsures de queue et d'oreille et les gonflements d'oreilles (non montrés).

Tableau 2 – Corrélations génétiques entre un ensemble de caractères sélectionnés pour le jeu de données complet.

Caractère	GMQ	%Viande	Rectitude	Sinuosité
% Viande	-0,49 (0,11) ¹			
Rectitude	-0,05 (0,04)	-0,13 (0,40)		
Sinuosité	0,07 (0,04)	0,21 (0,26)	0,87 (0,03)	
Vitesse moyenne	-0,09 (0,04)	-0,03 (1,45)	-0,93 (0,02)	-0,84 (0,02)

¹Les erreurs standards sont données entre parenthèses. GMQ = Gain moyen quotidien

3. DISCUSSION ET CONCLUSION

L'analyse comportementale est devenue centrale dans l'évaluation du bien-être animal, la clé de voûte d'un élevage porc durable et moderne. L'objectif principal de cette étude était d'associer les procédures routinières de pesée avec des mesures automatiques du niveau d'activité. Avec le logiciel DLC, nous avons développé un modèle de localisation individuelle automatique de porcs en engraissement (Gorssen *et al.*, 2022). Nous avons pu estimer des caractères d'activité comportementale avec les données de localisation obtenues. Les notes automatiques d'activité montraient des corrélations modérées à fortes avec les notes manuelles ($r=0,32-0,62$). Cette validation indique que notre méthode permet de quantifier l'activité d'un porc de manière adéquate, sûrement grâce aux corrélations inter-observateur similaires ($r=0,55-0,84$).

Se concentrer uniquement sur l'augmentation de la production se paie au prix d'une augmentation du nombre de maladies et troubles liés à la production tels que des problèmes de membres chez les porcs en engraissement (Jensen et Andersson, 2005). Coupler la génétique et l'analyse comportementale pourrait aider à développer un élevage de demain plus durable et robuste (Jensen et Andersson, 2005). Cependant, définir et noter le comportement de porcs à grande échelle pour l'appliquer aux programmes d'élevage restent problématiques. De plus, des jeux de données avec un pedigree suffisamment complet sont nécessaires pour estimer précisément les h^2 et les r_g (Kanis *et al.*, 2005). Dans cette étude, nous avons pu coupler des informations génétiques avec des données comportementales. Les estimations de h^2 étaient faibles à modérées pour les caractères d'activité vitesse moyenne, indices de rectitude et de sinuosité ($h^2=24-36$ %). Ces h^2 sont plus élevées que l'activité notée manuellement et les caractères liés à la manipulation lors de la pesée ($h^2=10-23$ %) (D'Eath *et al.*, 2009 ; Holl *et al.*, 2010 ; Jones *et al.*, 2009 ; Rydhmer et Canario, 2014 ; Schneider *et al.*, 2011).

Aucune corrélation fortement négative n'a été trouvée entre les caractères d'activité et ceux liés à la production ($r_g=-0,13-0,21$), indiquant que les porcs peuvent être sélectionnés simultanément pour chaque type de caractères. Ces résultats concordent avec Holl *et al.* (2010) ayant reporté de faibles r_g entre la note d'activité et l'épaisseur du lard dorsal ($r_g=-0,11$ to $-0,16$) ainsi qu'une association modérée entre la note d'activité et la croissance ($r_g=-0,38$). La vitesse moyenne et les indices de rectitude et de sinuosité sont fortement corrélés, possiblement parce que ces caractères peuvent être reliés directement à l'activité des porcs à la pesée.

De faibles corrélations ont été trouvées entre ces caractères d'activité et les notes de morsures de queue et d'oreille. Ainsi, réduire les morsures de queue en sélectionnant indirectement sur les caractères d'activité ne semble pas faisable. Ursinus *et al.* (2014) ont également reporté que les morsures de queue sont difficiles à prévoir avec un comportement individuel. Il existe cependant des indications d'une relation faible à modérée entre l'activité à la pesée et l'agressivité au sein de la loge (D'Eath *et al.*, 2009 ; Rydhmer et Canario, 2014). Par conséquent, élever des porcs au niveau d'activité faible à la pesée pourrait réduire l'agressivité et les blessures. Sélectionner contre des comportements indésirables, tels que l'agressivité, a déjà montré son efficacité chez les porcs (Turner, 2011).

Malheureusement, nous n'avons pas pu comparer nos caractères d'activité à la pesée à l'activité au sein de la loge. Cependant, des études ont montré un lien entre activité à la pesée et agressivité dans la loge (D'Eath *et al.*, 2009 ; Rydhmer et Canario, 2014), tandis que d'autres ont montré un rapport entre les changements dans les notes d'activité dans la loge et les morsures à la queue et infections (Escobar *et al.*, 2007 ; Ott *et al.*, 2014 ; Reiner *et al.*, 2009 ; Statham *et al.*, 2009) ou la consommation alimentaire résiduelle (Sadler *et al.*, 2011). Cependant, aucun lien n'a pour le moment été trouvé entre l'activité à la pesée et celle dans la loge, des recherches supplémentaires sont nécessaires. Il faut souligner qu'avec notre dispositif, une loge (13 porcs en général) était d'abord conduite jusqu'à l'allée centrale avant que les porcs soient pesés un à un. En général, les porcs atteignent le lecteur RFID en quelques secondes, il faut ensuite 10-20 secondes pour les peser. Ainsi, la vitesse moyenne estimée indique principalement à quel point un porc se déplace d'avant en arrière pendant la pesée. De plus, les indices de sinuosité et de rectitude sont principalement utilisés en écologie avec l'hypothèse que les animaux bougent librement (Benhamou, 2004 ; McLean et Skowron Volponi, 2018). Dans notre dispositif, les porcs étaient restreints à une zone limitée d'environ 2,5 m x 0,6 m (Figure 1). Bien que l'interprétation soit différente, nous pensons que ces caractères restent très pertinents pour caractériser le comportement des porcs puisqu'ils donnent une bonne indication de l'activité à la pesée.

Notre dispositif expérimental a été développé pour des paramètres spécifiques (i.e., porcs en engraissement, pesés individuellement sur une large balance), cependant il peut être facilement adapté ou généralisé, comme l'explique Winters *et al.* (2022). Une limitation pratique de notre procédure a été l'analyse des vidéos, leur stockage ainsi que leur couplage avec les données de poids (contenant les IDs). Cette limitation

pourrait être résolue en utilisant une version en temps réel du logiciel DLC couplée avec un lecteur RFID (Kane *et al.*, 2020) ou via une amélioration de l'identification des animaux par système de vision par ordinateur, qui est actuellement un enjeu important. Le modèle développé pourrait également être adapté afin de détecter des comportements spécifiques à la pesée tels que des sauts ou demi-tours en utilisant le logiciel SimBA (Simple Behavioral Analysis) (<https://github.com/sgoldenlab/simba> ; Nilsson *et al.*, 2020). Au cours de l'expérience, plusieurs porcs ont tenté de s'échapper en sautant, cela pourrait être une indication d'animaux "fugueurs" (Rydhmer et Canario, 2014). De plus, notre modèle peut être adapté pour identifier les morsures à la queue ou l'oreille et/ou les lésions cutanées comme montré par Blömke *et al.* (2020). L'ajout d'une caméra à vision latérale et/ou d'une caméra 3D pourrait peut-être affiner nos analyses, bien que cela augmenterait leur complexité et limiterait leur usage en ferme pour des programmes à grande échelle. Cela nous permettrait d'estimer la taille des animaux, l'épaisseur du muscle et du gras dorsal (Fernandes *et al.*, 2020b), ou de réaliser des analyses de la démarche associée aux boiteries ou autres problèmes locomoteurs (Pluym *et al.*, 2013).

REMERCIEMENTS

Nous remercions Steven Broekx pour son aide dans la création du dispositif expérimental ainsi que Nathalie Cenens, Simon Cardinaels et Hannelore Vermoesen pour avoir pesé les animaux et Kato Van Dyck, Witze de Wolf, Britt Clerens, Florence Sanders et Raf Mary pour avoir noté manuellement l'activité des porcs. Nous remercions également Vlaamse Piëtrain Fokkerij vzw pour avoir fourni le pedigree ainsi que pour leur aide tout au long de cette étude.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Benhamou S., 2004. How to reliably estimate the tortuosity of an animal's path: Straightness, sinuosity, or fractal dimension? *J. Theor. Biol.*, 229, 209–220. <https://doi.org/10.1016/j.jtbi.2004.03.016>.
- Blömke L., Volkmann N., Kemper N., 2020. Evaluation of an automated assessment system for ear and tail lesions as animal welfare indicators in pigs at slaughter. *Meat Sci.*, 159. <https://doi.org/10.1016/j.meatsci.2019.107934>.
- Bovet P., Benhamou S. (1988). Spatial analysis of animals' movements using a correlated random walk model. *J. Theor. Biol.*, 131, 419–433. [https://doi.org/10.1016/S0022-5193\(88\)80038-9](https://doi.org/10.1016/S0022-5193(88)80038-9).
- Chen C., Zhu W., Steibel J., Siegford J., Han J., Norton T. (2020). Recognition of feeding behaviour of pigs and determination of feeding time of each pig by a video-based deep learning method. *Comput. Electron. Agric.*, 176. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105642>.
- Chen C., Zhu W., Steibel J., Siegford J., Wurtz K., Han J., Norton T. (2020). Recognition of aggressive episodes of pigs based on convolutional neural network and long short-term memory. *Comput. Electron. Agric.*, 169. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105166>.
- D'Eath R. B., Roehe R., Turner S. P., Ison S. H., Farish M., Jack M. C., Lawrence A. B. (2009). Genetics of animal temperament: Aggressive behaviour at mixing is genetically associated with the response to handling in pigs. *Animal*, 3, 1544–1554. <https://doi.org/10.1017/S1751731109990528>.
- Duijvesteijn N., Veltmaat J. M., Knol E. F., Harlizius B. (2014). High-resolution association mapping of number of teats in pigs reveals regions controlling vertebral development. *BMC Genom.*, 15. <https://doi.org/10.1186/1471-2164-15-542>.
- Escobar J., Van Alstine W. G., Baker D. H., Johnson R. W. (2007). Behaviour of pigs with viral and bacterial pneumonia. *Appl. Anim. Behav. Sci.*, 105(1–3), 42–50. <https://doi.org/10.1016/j.applanim.2006.06.005>.
- Fernandes A., Dórea J. R. R., Rosa G. J. de M. (2020a). Image Analysis and Computer Vision Applications in Animal Sciences: An Overview. *Front. Vet. Sci.*, Vol. 7. <https://doi.org/10.3389/fvets.2020.551269>.
- Fernandes A., Dórea J. R. R., Valente B. D., Fitzgerald R., Herring W., Rosa G. J. M. (2020b). Comparison of data analytics strategies in computer vision systems to predict pig body composition traits from 3D images. *J. Anim. Sci.*, 98. <https://doi.org/10.1093/jas/skaa250>.
- Frontmtec. (2019). Fully Automatic Ultrasonic Carcass Grading AutoFom IIITM.
- Gorssen W., Winters C., Meyermans R., D'Hooge R., Janssens S., Buys N. (2022). Estimating genetics of body dimensions and activity levels in pigs using automated pose estimation. *Sci. Rep.*, 12, 1–12.
- Holl J. W., Röhrer G. A., Brown-Brandt T. M. (2010). Estimates of genetic parameters among scale activity scores, growth, and fatness in pigs. *J. Anim. Sci.*, 88, 455–459. <https://doi.org/10.2527/jas.2008-1559>.
- Jensen P., Andersson L. (2005). Genomics meets ethology: A new route to understanding domestication, behavior, and sustainability in animal breeding. *Ambio*, 34, 320–324. <https://doi.org/10.1579/0044-7447-34.4.320>.
- Jones R. M., Hermesch S., Crump R. E. (2009). Evaluation of pig flight time, average daily gain and backfat using random effect models including growth group. *Proc. Assoc. Advmt. Anim.*, 18, 199–202.
- Kane G. A., Lopes G., Saunders J. L., Mathis A., Mathis, M. W. (2020). Real-time, low-latency closed-loop feedback using markerless posture tracking. *ELife*, 9, 1–29. <https://doi.org/10.7554/ELIFE.61909>.

- Kanis E., De Greef K. H., Hiemstra A., Van Arendonk J. A. M. (2005). Breeding for societally important traits in pigs. *J. Anim. Sci.*, Vol. 83, pp. 948–957. <https://doi.org/10.2527/2005.834948x>.
- Knap P. W. (2020). The scientific development that we need in the animal breeding industry. *J. Anim. Breed. Genet.*, 137, 343–344. <https://doi.org/10.1111/jbg.12485>.
- Leonard S. M., Xin H., Brown-Brandt T. M., Ramirez B. C. (2019). Development and application of an image acquisition system for characterizing sow behaviors in farrowing stalls. *Comput. Electron. Agric.*, 163. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104866>.
- Mathis A., Mamidanna P., Cury K. M., Abe T., Murthy V. N., Mathis M. W., Bethge M. (2018). DeepLabCut: markerless pose estimation of user-defined body parts with deep learning. *Nat. Neurosci.*, 21, 1281–1289. <https://doi.org/10.1038/s41593-018-0209-y>.
- McLean D. J., Skowron Volponi M. A. (2018). trajr: An R package for characterisation of animal trajectories. *Ethology*, 124, 440–448. <https://doi.org/10.1111/eth.12739>.
- Misztal I., Tsuruta S., Lourenco D., Aguilar I., Legarra A., Vitezica Z. (2014). Manual for BLUPF90 family of programs. Athens: University of Georgia. http://nce.ads.uga.edu/wiki/lib/exe/fetch.php?media=blupf90_all2.pdf.
- Muñoz F., Sanchez L. (2019). breedR: Statistical Methods for Forest Genetic Resources Analysts.
- Nath T., Mathis A., Chen A. C., Patel A., Bethge M., Mathis M. W. (2019). Using DeepLabCut for 3D markerless pose estimation across species and behaviors. *Nat. Prot.*, 14(7), 2152–2176. <https://doi.org/10.1038/s41596-019-0176-0>.
- Nilsson S. R. O., Goodwin N. L., Choong J. J., Hwang S., Wright H. R., Norville Z. C., Tong X., Lin D., Bentzley B. S., Eshel N., McLaughlin R.J., Golden S. A. (2020). Simple Behavioral Analysis (SimBA) – an open source toolkit for computer classification of complex social behaviors in experimental animals. *BioRxiv*. <https://doi.org/10.1101/2020.04.19.049452>.
- Ott S., Moons C. P. H., Kashiha M. A., Bahr, C., Tuytens F. A. M., Berckmans D., & Niewold T. A. (2014). Automated video analysis of pig activity at pen level highly correlates to human observations of behavioural activities. *Livest. Sci.*, 160, 132–137. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2013.12.011>.
- Pebesma E. (2018). Simple features for R: Standardized support for spatial vector data. *R J.*, 10, 439–446. <https://doi.org/10.32614/rj-2018-009>
- Pérez-Enciso M., Steibel J. P. (2021). Phenomes: the current frontier in animal breeding. *Genet. Sel. Evol.*, 53(1). <https://doi.org/10.1186/s12711-021-00618-1>.
- Pluym L. M., Maes D., Vangeyte J., Mertens K., Baert J., Van Weyenberg S., Millet S., Van Nuffel, A. (2013). Development of a system for automatic measurements of force and visual stance variables for objective lameness detection in sows: SowSIS. *Biosyst. Eng.*, 116, 64–74. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2013.06.009>.
- Psota E. T., Mittek M., Pérez L. C., Schmidt T., Mote B. (2019). Multi-pig part detection and association with a fully-convolutional network. *Sensors (Switzerland)*, 19, 852. <https://doi.org/10.3390/s19040852>.
- R Core Team. (2020). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria.
- Reiner G., Hübner K., Hepp S. (2009). Suffering in diseased pigs as expressed by behavioural, clinical and clinical-chemical traits, in a well-defined parasite model. *Appl. Anim. Behav. Sci.*, 118, 222–231. <https://doi.org/10.1016/j.applanim.2009.02.010>.
- Riekert M., Klein A., Adrion F., Hoffmann C., Gallmann E. (2020). Automatically detecting pig position and posture by 2D camera imaging and deep learning. *Comput. Electron. Agric.*, 174. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105391>.
- Rohrer G. A., & Nonneman D. J. (2017). Genetic analysis of teat number in pigs reveals some developmental pathways independent of vertebra number and several loci which only affect a specific side. *Genet. Sel. Evol.*, 49(4). <https://doi.org/10.1186/s12711-016-0282-1>.
- Rothschild M. F., Ruvinsky A. (2011). *The Genetics of the Pig*, 2nd Edition.
- Rydhmer L., Canario L. (2014). Behavioral Genetics in Pigs and Relations to Welfare. In: *Genetics and the Behavior of Domestic Animals* (pp. 397–434). <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-394586-0.00011-1>.
- Sadler L. J., Johnson A. K., Lonergan S. M., Nettleton D., Dekkers J. C. M. (2011). The effect of selection for residual feed intake on general behavioral activity and the occurrence of lesions in Yorkshire gilts. *J. Anim. Sci.*, 89, 258–266. <https://doi.org/10.2527/jas.2009-2595>.
- Schneider J. F., Rempel L. A., Rohrer G. A., Brown-Brandt T. M. (2011). Genetic parameter estimates among scale activity score and farrowing disposition with reproductive traits in swine. *J. Anim. Sci.*, 89, 3514–3521. <https://doi.org/10.2527/jas.2010-3510>.
- Statham P., Green L., Bichard M., Mendl M. (2009). Predicting tail-biting from behaviour of pigs prior to outbreaks. *Appl. Anim. Behav. Sci.*, 121, 157–164. <https://doi.org/10.1016/j.applanim.2009.09.011>.
- Sturman O., von Ziegler L., Schläppi C., Akyol F., Privitera M., Slominski D., Grimm C., Thieren L., Zerbi V., Grew B., Bohacek J. (2020). Deep learning-based behavioral analysis reaches human accuracy and is capable of outperforming commercial solutions. *Neuropsychopharmacology*, 45, 1942–1952. <https://doi.org/10.1038/s41386-020-0776-y>.
- Turner S. P. (2011). Breeding against harmful social behaviours in pigs and chickens: State of the art and the way forward. *Appl. Anim. Behav. Sci.*, 134, 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.applanim.2011.06.001>.
- Ursinus W. W., Van Reenen C. G., Kemp B., Bolhuis J. E. (2014). Tail biting behaviour and tail damage in pigs and the relationship with general behaviour: Predicting the inevitable? *Appl. Anim. Behav. Sci.*, 156, 22–36. <https://doi.org/10.1016/j.applanim.2014.04.001>.
- Van Rossum G., & Drake Jr F. L. (1995). *Python reference manual*. Amsterdam: Centrum voor Wiskunde en Informatica Amsterdam, 145p.
- von Ziegler L., Sturman O., Bohacek J. (2021). Big behavior: challenges and opportunities in a new era of deep behavior profiling. *Neuropsychopharmacology*, 46, 33–44. <https://doi.org/10.1038/s41386-020-0751-7>.
- Winters C., Gorssen W., Ossorio-Salazar V. A., Nilsson S., Golden S., D’Hooge R. (2022). Automated procedure to assess pup retrieval in laboratory mice. *Sci. Rep.*, 12(1), 1663. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-05641-w>.
- Yang Q., Xiao D., Lin S. (2018). Feeding behavior recognition for group-housed pigs with the Faster R-CNN. *Comput. Electron. Agric.*, 155, 453–460. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.11.002>.