



**HAL**  
open science

## Vers une détection automatisée des comportements délétères des porcs en élevage

Armelle Prunier, Céline Tallet, Guillaume Lagarrigues, Oumayma Sakri, Audrey Vidal, Françoise Coulon Lauture, Sébastien Brulais, Christelle Godin, Etienne Labyt

### ► To cite this version:

Armelle Prunier, Céline Tallet, Guillaume Lagarrigues, Oumayma Sakri, Audrey Vidal, et al.. Vers une détection automatisée des comportements délétères des porcs en élevage. 51. Journées de la Recherche Porcine, Feb 2019, Paris, France. hal-02097194

**HAL Id: hal-02097194**

**<https://hal.science/hal-02097194>**

Submitted on 11 Apr 2019

**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.

# Vers une détection automatisée des comportements délétères des porcs en élevage

*Armelle PRUNIER (1), Céline TALLET (1), Guillaume LAGARRIGUES (2), Oumayma SAKRI (3), Audrey VIDAL (3),  
Françoise COULON LAUTURE (3), Sébastien BRULAIS (3), Christelle GODIN (3), Etienne LABYT (3)*

*(1) PEGASE, INRA, AGROCAMPUS OUEST, 35590 Saint-Gilles, France*

*(2) PROBAYES, 180 avenue de l'Europe, 38330 Montbonnot*

*(3) CEA LETI Department Systems and Solutions Integration, 17 rue des martyrs, 38054 Grenoble Cedex*

*Armelle.prunier@inra.fr*

*Avec la collaboration de Doriane LEGUEN, Maël LEROUX, Carole GUERIN, Bruno DUTEIL et Patrice ROGER (1)*

## **Vers une détection automatisée des comportements délétères des porcs en élevage**

Les comportements agressifs sont délétères et affectent la santé et le bien-être des porcs ainsi que la productivité des élevages. Dans le cadre du projet européen PIGWATCH (ERANET Anihwa), l'INRA et le CEA travaillent au développement d'une technique automatisée, basée sur des capteurs et des algorithmes d'intelligence artificielle, pour détecter les comportements délétères de type bagarres. Le CEA-LETI a développé un dispositif porté à l'oreille incluant un accéléromètre triaxial. Le dispositif est connecté à une application Android pour l'acquisition des données sur un smartphone via une communication Bluetooth basse consommation. Douze porcs ont été équipés avec ce dispositif. Leur activité a été enregistrée et observée par caméra, à intervalles réguliers, durant 2 mois. Les comportements et notamment les bagarres ont été identifiés à partir d'environ 24 heures d'enregistrements vidéo et les signaux issus des capteurs ont été marqués en accord avec ces observations. Les caractéristiques mathématiques pertinentes des signaux pour discriminer les comportements observés ont été extraites. Dans une seconde étape, ces caractéristiques ont été utilisées dans des algorithmes pour détecter automatiquement les comportements. Actuellement, l'algorithme est capable de détecter les agressions avec une sensibilité de 41% et une spécificité de 87%. Des progrès sont attendus en augmentant la base de données. L'analyse préliminaire des variations dans la journée de l'activité comportementale à partir des prédictions de l'algorithme révèle des variations qui rejoignent les études précédentes avec des pics d'activité en début de matinée et d'après-midi. Ces résultats sont très encourageants quant à la validation du système et son utilisation future pour l'enregistrement automatique des comportements en élevage.

## **Towards automated assessment of harmful pig behaviours on farm**

Aggressive behaviours harm the health and welfare of pigs, and in turn negatively affect the productivity of farms. INRA and CEA are collaborating in the European project PIGWATCH (ERANET Anihwa) to develop an automatic system to detect harmful behaviours such as fighting. The system is based on sensors and algorithms of artificial intelligence. In this study, the system (developed by CEA-LETI) included a triaxial accelerometer and was fixed on the ears of the pigs. It was connected to an Android application, enabling data to be transferred to a smartphone via Bluetooth. Twelve pigs were fitted with the system. Their activity was recorded regularly with a video camera for two months. Pig behaviours, especially fighting, were scored from about 24 hours of recordings. Signals from the sensors were marked as a function of the behaviours observed. Mathematical characteristics of the data that differed according to the behaviours displayed at the time were extracted. We then developed an algorithm using these characteristics to detect behaviours automatically. Currently, the algorithm can detect aggressive behaviours with a sensitivity of 41% and a specificity of 87%. An improvement is expected by increasing the data basis. Preliminary analyses of variations during the day in behavioural activities obtained from predictions of the system show typical variations in agreement with preceding studies, with high levels of activity in the early morning and afternoon. These results are encouraging for the potential of the system to automatically record behaviours on farms.

## INTRODUCTION

Depuis de nombreuses années, un des enjeux majeurs des élevages porcins est de diminuer les comportements à risque (bagarres, caudophagie) qui apparaissent du fait des contraintes inhérentes aux systèmes d'élevage des animaux. Ainsi, l'Europe et la France ont financé plusieurs projets visant à comprendre le développement des problèmes de caudophagie chez les porcs, et à mettre en place des pratiques d'élevage permettant de diminuer ces problèmes (ex., FAREWELLDOCK, PIGWATCH). La finalité de ces projets est de comprendre le développement des comportements à risque, d'anticiper leur apparition mais aussi de proposer des pratiques alternatives visant à les réduire.

Dans le projet PIGWATCH, nous avons ainsi voulu mettre au point une méthode permettant de suivre le comportement des porcs de façon automatisée afin de détecter les événements délétères que sont les bagarres, et de mesurer en continu le comportement des porcs. Suivre le comportement pourrait avoir de multiples applications. Au niveau scientifique, cela faciliterait l'analyse des déterminants du comportement des porcs. Au niveau génétique, cela ouvrirait la possibilité de sélectionner sur des caractères comportementaux. Au niveau de l'élevage, cela permettrait de détecter rapidement l'existence d'un problème et d'y remédier avant qu'il ne se généralise. Ainsi, repérer un très faible niveau d'activité comportementale pourrait permettre de détecter un animal malade à un stade précoce de la maladie (Matthews *et al.*, 2016 ; Martinez-Aviles *et al.*, 2017) et de prendre les mesures qui s'imposent. A l'opposé, détecter une agitation anormale pourrait signaler l'imminence d'un épisode de cannibalisme (Larsen *et al.*, 2016).

Plusieurs types de méthodes existent pour suivre de manière automatisée le comportement. La première est basée sur l'analyse d'images et s'intéresse au groupe de porcs dans sa globalité. Une caméra est fixée en hauteur et un algorithme mathématique permet de détecter les mouvements des animaux à partir des variations de l'intensité lumineuse mesurée pour chaque pixel de l'image (Viazzi *et al.*, 2014). La difficulté réside dans le fait que la luminosité est variable en élevage et que ce système semble non approprié la nuit. Par ailleurs, avoir des informations sur le groupe est pertinent mais ne permet pas d'identifier immédiatement l'animal ou les animaux à problème. Une autre méthode est basée sur la détection, par une antenne, de la présence d'un animal équipé d'un transpondeur et d'une puce électronique d'identification. Cela permet par exemple de détecter le passage d'un animal d'une zone à l'autre de son environnement, ou sa présence à proximité d'un abreuvoir ou d'une mangeoire (Prunier *et al.*, 2013 ; Andersen *et al.*, 2014). Par cette méthode, on mesure surtout la localisation des animaux. Une autre méthode consiste à poser un accéléromètre sur un membre, une oreille ou une autre partie du corps des porcs et d'enregistrer les variations de l'accélération des mouvements suivant trois axes. Un algorithme mathématique permet ensuite de déterminer le comportement des porcs. Cette méthode est par exemple capable de détecter le comportement de mise-bas des truies (Pastell *et al.*, 2016) ou leur posture en situation bloquée (Canario *et al.*, 2018). L'avantage de cette dernière méthode est qu'elle permet d'obtenir des informations de comportement individuel précises (comme la posture) et qu'elle s'affranchit des conditions de lumière dans l'élevage.

Dans cette étude, nous cherchons à mettre au point un système de détection des comportements des porcs en croissance. Nous avons choisi d'utiliser un accéléromètre posé à l'oreille et communiquant avec un smartphone. L'enjeu était de travailler sur des animaux en groupe et non bloqués. Nous nous sommes intéressés plus particulièrement à la détection des bagarres, mais le système peut aussi permettre d'enregistrer différentes activités des porcs. L'objectif était que le système puisse signaler à l'éleveur les comportements délétères des porcs, et à terme, détecter les comportements annonciateurs de ces événements pour que l'éleveur intervienne au plus tôt. Cet article rapporte notre démarche pour le développement du système, ainsi que les premiers résultats.

## 1. MATERIEL ET METHODES

### 1.1. Les animaux et le logement

Au total, 32 porcs (16 mâles et 16 femelles) logés dans quatre loges collectives unisexes de huit porcs ont été utilisés pour l'expérience. Ces porcs étaient logés sur un sol plein en béton recouvert de paille fraîche tous les matins. Chaque loge était équipée d'un abreuvoir avec de l'eau fraîche en permanence. Dans chaque loge, trois porcs ont été équipés d'un dispositif électronique qui a été placé à l'oreille lorsqu'ils avaient entre 102 et 118 jours d'âge selon les individus (= début de l'expérience). Ce dispositif a été retiré à 167 jours d'âge (= fin de l'expérience). Les porcs étaient nourris à volonté avec un aliment distribué deux fois par jour à 8h30 tous les jours puis à 16h00 les jours de semaine et à 11h00 les week-ends et jours fériés.

### 1.2. Le système de détection des mouvements

Ce dispositif comprenait un accéléromètre tri axial, un microcontrôleur et une communication Bluetooth Low Energy, le tout intégré dans un boîtier contenant également la batterie. Le boîtier a été conçu pour être miniature et léger afin de pouvoir être fixé avec la bague d'identification à l'oreille de l'animal sans lui occasionner de gêne. Le dispositif a aussi été conçu pour être résistant aux chocs et aux mordillements et étanche à l'eau. Un microprogramme embarqué permet la communication du dispositif au smartphone et l'envoi des données en Bluetooth. Les données collectées au niveau du smartphone sont stockées sous forme de fichiers individuels (un fichier par tranche de 2 heures et par porc) sur une carte mémoire. Une application Android pour smartphone a également été développée. Cette application permet la récupération des données et l'écriture des fichiers, leur analyse en direct et l'identification automatique des comportements de l'animal selon l'éthogramme préétabli (Tableau 1).

### 1.3. L'analyse du comportement

Les animaux étaient filmés quotidiennement pendant la journée avec une caméra de vidéosurveillance (Panasonic France P2C5-2230P33, France) tout au long de l'expérience pendant deux mois. Les animaux étaient identifiés sur le dos avec un numéro marqué au crayon pendant les jours où ils étaient filmés.

**Tableau 1** – Ethogramme utilisé pour annoter les comportements des porcs à partir des vidéos

Activité	Définition
Repos allongé	Porc couché, ne bouge pas la tête ni les oreilles
Calme	Porc debout, assis ou à genoux et ne bouge pas la tête ni les oreilles, ou couché et bouge seulement les oreilles
Mange/boit	Porc mange (tête dans l'auge) ou boit (tête au-dessus de l'abreuvoir)
Secoue les oreilles	Porc secoue fortement la tête et donc les oreilles
Grimpe	Porc grimpe sur un autre
Agresse	Porc donne un (ou des) coup(s) de tête ou mord un autre porc
Bouge	La tête du porc bouge indépendamment (par ex. l'animal bouge la tête sans se déplacer) ou non (par ex. l'animal marche) du reste du corps sans que cela inclut les activités précédentes (mange, grimpe, bagarre)

A partir des enregistrements vidéo, le comportement des porcs a été annoté en utilisant le logiciel The Observer® XT 12 (Noldus, Pays-Bas). Pour cela, un éthogramme a été établi pour distinguer les différentes postures (debout, couché, assis, à genou), les déplacements (immobile, marche, court, grimpe, tourne) et l'activité (agresse, mange/boit, explore). Les secouements de tête ont aussi été enregistrés car ils servaient de signal pour synchroniser les vidéos et les enregistrements des accéléromètres. Dans un deuxième temps, les premiers essais de développement d'algorithme ne permettant pas de distinguer certains comportements par rapport à d'autres, un éthogramme composé de sept catégories a été retenu, tenant compte du mouvement des oreilles pendant l'activité (Tableau 1). Il est largement basé sur les mouvements de la tête que ceux-ci soient liés ou non à un déplacement de l'animal.

Le développement des algorithmes repose sur l'annotation du comportement des porcs pendant une durée cumulée de 26h10.

#### 1.4. Analyse statistique des données issues des capteurs

Toutes les analyses statistiques ont été réalisées sous R (version 3.5.1). Nous avons utilisé les enregistrements obtenus par le système pour mesurer l'existence de variations entre heures de la journée dans nos données. Pour cela, nous avons calculé le pourcentage de temps passé par chaque animal dans chaque activité par heure ( $= p$ ). Les données ont été ensuite transformées (en  $\sqrt{p}$  ou  $\log(p+0.01)$ ) pour obtenir une distribution normale. Nous avons enfin soumis les données de fréquence de chaque comportement à des analyses de variance avec un modèle mixte incluant l'effet du temps (heure de la journée) en effet fixe et l'individu comme facteur aléatoire en utilisant la fonction `lmer` du package `lme4`. Le nombre de données n'étant pas constant d'une heure à l'autre, nous avons utilisé les sommes des carrés de type III pour le calcul des effets dans l'analyse de variance. Les différents temps ont ensuite été comparés par des analyses *post-hoc* en utilisant le test de Tukey de la fonction `emmeans` du package `emmeans`.

## 2. RESULTATS ET DISCUSSION

### 2.1. Modèle mathématique

#### 2.1.1. Fonctionnement du système

Trois des 12 dispositifs ont été remplacés au cours de l'expérience. En moyenne chaque dispositif a émis pendant 15 jours (de 2 à 40 jours) avec parfois plusieurs jours d'interruption (de 1 à 11). Nous avons travaillé avec un nombre d'évènements et une durée cumulée de ces évènements variables selon le comportement :

- 30 pour « grimpe » (durée cumulée de 159 s),
- 253 pour « agression » (durée cumulée de 577 s),
- 296 pour « secoue les oreilles » (durée cumulée de 264 s),
- 308 pour « calme » (durée cumulée de 3046 s)
- 465 pour « repos allongé » (durée cumulée de 7056 s),
- 477 pour « mange/boit » (durée cumulée de 13195 s),
- 1306 pour « bouge » (durée de cumulée 60800 s).

#### 2.1.2. Elaboration du modèle mathématique

Les comportements des animaux obtenus par annotation des enregistrements vidéo ont été synchronisés avec les données enregistrées par les capteurs (Figure 1). Cette étape est cruciale car elle permet de relier un pattern de signal donné à un comportement donné et d'apprendre ainsi à l'algorithme à reconnaître et catégoriser les différents patterns de signaux.

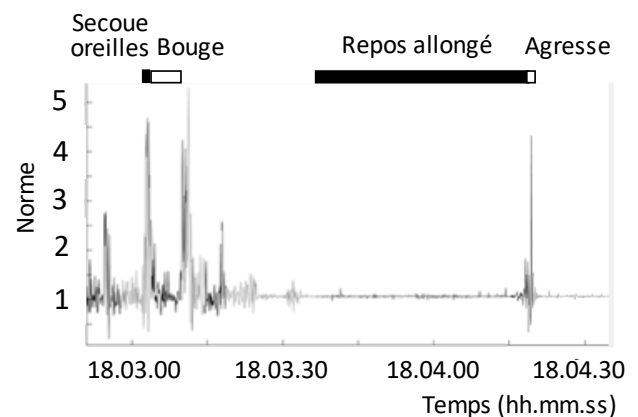


Figure 1 - Exemple de synchronisation des signaux accélérométriques (ici la norme de l'accélération) avec les comportements annotés à partir des vidéos. Les rectangles au-dessus de la figure indiquent la période pendant laquelle un comportement donné est observé (rectangles noirs pour Secoue les oreilles et Repos allongé, rectangles blancs pour Bouge et Agresse).

Une fois les signaux synchronisés avec les annotations vidéo, différentes caractéristiques (norme de l'accélération, moyenne, déviation standard, maximum, minimum, degré d'asymétrie, valeurs propres issues de l'analyse en composantes principales) des signaux ont été extraites sous Python à l'aide des modules NumPy et SciPy. Les caractéristiques des différents comportements des animaux ont été sélectionnées afin que le modèle (algorithme d'apprentissage automatique de type supervisé) apprenne à reconnaître au mieux les comportements annotés à partir des vidéos. Plusieurs modèles d'apprentissage

automatique ont été testés et leurs performances évaluées. Le modèle choisi est un modèle dit hiérarchique, basé sur une succession de modèles binaires utilisant un algorithme de type forêt aléatoire. En vue de réaliser les analyses, la base de données acquise sur les 12 animaux équipés a été subdivisée en une base de données d'apprentissage correspondant à 80% des données et une base de données de test composée des 20% restants. Cette subdivision a été faite de façon à ce que chaque comportement soit représenté en proportion égale dans le jeu de données d'apprentissage et celui de test. Le principe est d'utiliser le premier jeu de données pour entraîner (*i.e.* fixer les paramètres) le modèle et à évaluer les performances du modèle obtenu sur le second jeu de données. Une optimisation de la taille de fenêtre d'analyse (10s) et des hyperparamètres du modèle a également été faite à l'aide d'une procédure de validation croisée. Pour cela, le jeu de données d'apprentissage a été subdivisé en trois sous parties égales (entraînement sur deux sous-parties, validation sur la troisième, opération répétée trois fois en changeant la sous-partie de validation).

### 2.1.3. Performances actuelles du modèle

La figure 2 présente la structure du modèle de prédiction et ses performances pour les différents comportements observés. Actuellement, le modèle a une sensibilité correcte permettant de détecter la majeure partie des cas observés pour l'activité alimentaire (Mange/boit), le repos allongé, le fait de bouger et de secouer les oreilles. Cette sensibilité est plus faible pour « Agresser » (41%) car de nombreux cas sont prédits par le modèle comme « Bouge » (46% des cas observés). La sensibilité est très faible pour « Calme » (29,5%) car ce comportement est souvent prédit par un comportement très proche, « Repos allongé » (24,0% des cas). La sensibilité est nulle pour « Grimpe » qui est prédit comme « Bouge » dans 99%. Ce comportement avait été initialement inclus dans l'éthogramme pour détecter les montes chez les mâles entiers mais ce comportement n'a pas été observé au cours de la période d'observation. Il pourrait donc être regrouper avec « Bouge ». La spécificité est bonne pour « Bouge » (64,4%) et très bonne (87,5 à 99,8%) pour tous les autres comportements. Ces performances sont similaires à celles obtenues par d'autres systèmes visant à classer automatiquement un nombre moins important de comportements des porcs. Ainsi, Marcon *et al.* (2017) ont obtenu une sensibilité de 68,4% (sur caillebotis) et de 38,8% (sur paille) pour détecter le déplacement des truies grâce à un accéléromètre.

Pour détecter les bagarres chez des porcs en croissance, Viazzi *et al.* (2014) ont obtenu une meilleure sensibilité (88,7%) et spécificité (89,3%) mais les bagarres sont détectées au niveau de la loge et non de l'individu. Dans leur étude, Cornou *et al.* (2011) ont classé les comportements de truies en fin de gestation et logées en cage de mise bas en cinq catégories : activité forte, activité modérée et sans activité avec quatre types de position de coucher (sur le ventre, le côté droit, le côté gauche ou indéterminé). La catégorie « Haute activité » semble comparable à celle que nous avons définie. Les auteurs indiquent que 7,5% des observations de cette catégorie sont mal classées par l'algorithme sans indiquer la sensibilité ni la spécificité. Un calcul similaire à partir de nos données donne un résultat moins bon (près de 16% d'observations mal classées) mais qui reste dans le même ordre de grandeur.

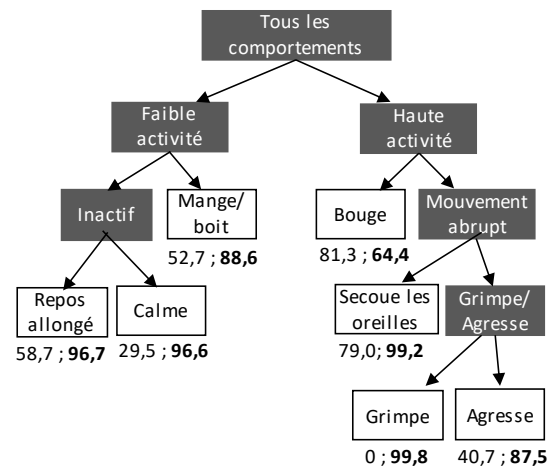


Figure 2 – Structure et performances du modèle de prédiction.

Les chiffres en caractères normaux indiquent la sensibilité ((nombre de vrais positifs/nombre total de positifs) x 100) et ceux en caractère gras la spécificité ((nombre de vrais négatifs/(nombre de vrais négatifs + nombre de faux positifs)) x 100) du modèle pour chaque comportement étudié. La notion de positif et de négatif se réfère à la présence ou non du comportement.

## 2.2. Etude des variations du comportement des porcs au cours de la journée

Nous avons obtenu en moyenne  $202 \pm 48$  h/animal d'enregistrements émis par les accéléromètres (min : 12h, max : 622h). Malgré cette grande variabilité, nous avons pu faire des analyses statistiques sur les données obtenues.

### 2.2.1. Vérification de la sensibilité du système aux variations au cours de la journée

Nous avons mis en évidence un effet significatif de l'heure de la journée sur le pourcentage de temps par tranche horaire où l'animal est au repos allongé ( $P < 0,001$  ; Figure 3). Les porcs passent proportionnellement plus de temps au repos lorsque la lumière est éteinte (18h à 8h), mais le pourcentage diminue durant l'heure précédant l'allumage et augmente pendant l'heure suivant l'extinction. Dans la journée, on observe un pic relatif de repos allongé entre 10h et 14h. De façon logique avec ces variations, nous observons un effet significatif de l'heure de la journée sur le pourcentage du temps où les animaux bougent ( $P < 0,001$ ), avec deux pics, entre 9h et 10h puis entre 14h et 17h. Ces données rejoignent les variations de l'activité comportementale mesurées dans la littérature (Meunier-Salaun *et al.*, 2014 ; Ni *et al.*, 2017).

Nous avons mis en évidence un effet significatif de l'heure de la journée sur le pourcentage de temps passé en activité alimentaire (alimentation et boisson) ( $P < 0,001$ , Figure 4). L'activité alimentaire suit également un rythme journalier avec des pics à 8h et de 14h à 16h. Le premier pic coïncide avec la distribution du repas du matin. Cette distribution a probablement stimulé l'activité alimentaire même si une quantité résiduelle d'aliment était présente dans l'auge. Le second pic commence avant la distribution du repas de l'après-midi. Les pics d'activité du matin et du début d'après-midi ont déjà été décrits dans la littérature pour le comportement alimentaire (Dehaer et Merks, 1992).

Nous avons donc identifié par notre système des variations au cours de la journée qui sont observées classiquement dans l'activité des porcs en élevage. Ces résultats sont encourageants quant à la pertinence du système pour étudier des comportements variés, plus larges que les bagarres. Ils seront cependant précisés dans le futur, lorsque la sensibilité du système sera améliorée.

### 2.2.2. Evolution des agressions au cours de la journée

Nous avons mis en évidence un effet significatif de l'heure de la journée sur le pourcentage de temps passé en agression ( $P < 0,001$ , Figure 5). Nous enregistrons deux pics d'activité agonistique, entre 8h et 9h puis entre 13h et 17h.

Les agressions suivent le même rythme au cours de la journée que le fait de bouger ou l'activité alimentaire, ce qui encore une fois est pertinent avec la biologie des porcs. Il reste à vérifier, dans nos conditions, si l'alimentation est source d'agressivité, ou bien si l'augmentation de l'activité de combat est liée à une activité générale plus importante en début de matinée et d'après-midi. Nous pouvons noter également que les mâles étaient plus souvent enregistrés en agression que les femelles : 35 % des mâles étaient enregistrés dans au moins un combat contre 24% des femelles. Nous ne pouvons pas faire de statistiques compte tenu de la disparité des données (durée d'enregistrement par animal non homogène, par heure et par sexe). Cependant, là encore, les données sont conformes à la littérature sur le fait que les mâles sont plus agressifs que les femelles (Fredriksen et Hexeberg, 2009).

## CONCLUSION

Ces premiers résultats sont encourageants quant à l'utilisation future de notre dispositif pour mesurer automatiquement les comportements individuels des porcs en groupe. Nous continuons à améliorer ses performances sur deux aspects : 1. Un élargissement de la base de données comportementales obtenues à partir des enregistrements vidéo afin de disposer d'une quantité plus élevée de données pour l'apprentissage qui permettra d'obtenir un algorithme plus précis. 2. Une modification du système de communication entre le dispositif et l'application qui devrait permettre une moindre perte de connexion.

Notre outil, à l'avenir, pourra servir à enregistrer en instantané le comportement des porcs et détecter les agressions. Nous allons aussi travailler sur les événements précédents les agressions, comme signes annonciateurs de ces événements délétères. Ainsi l'outil pourrait être une aide précieuse pour les éleveurs afin de les focaliser sur les groupes/animaux à risque, et leur permettre d'intervenir et d'adapter leurs pratiques.

## REMERCIEMENTS

Cette expérience a été réalisée avec le soutien financier de l'Agence Nationale de la Recherche en support d'un projet de l'Era-Net ANIWA (projet PigWatch n°ANR-15-ANWA-007-04).

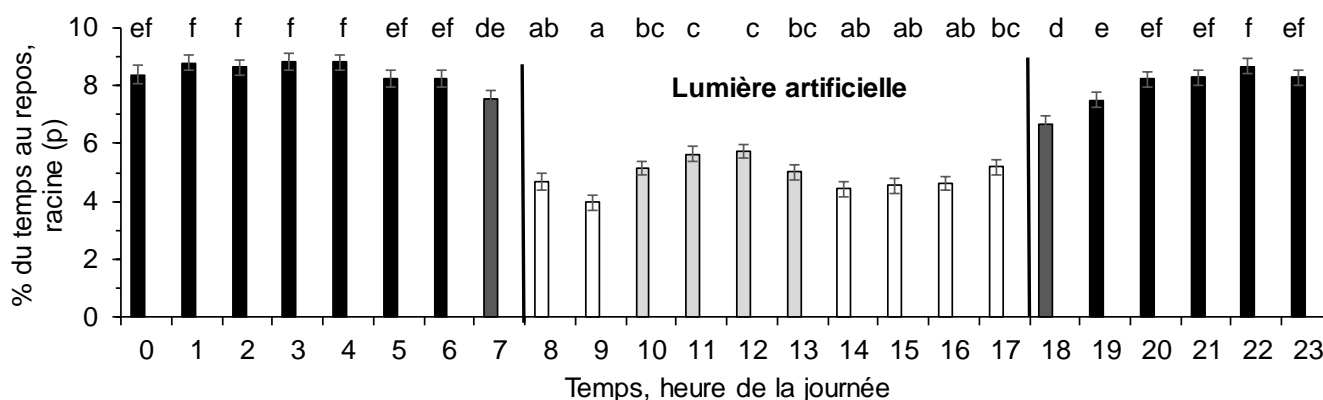


Figure 3 - Evolution au cours de la journée du pourcentage de temps passé au repos allongé (<sup>1</sup>; <sup>2</sup>)

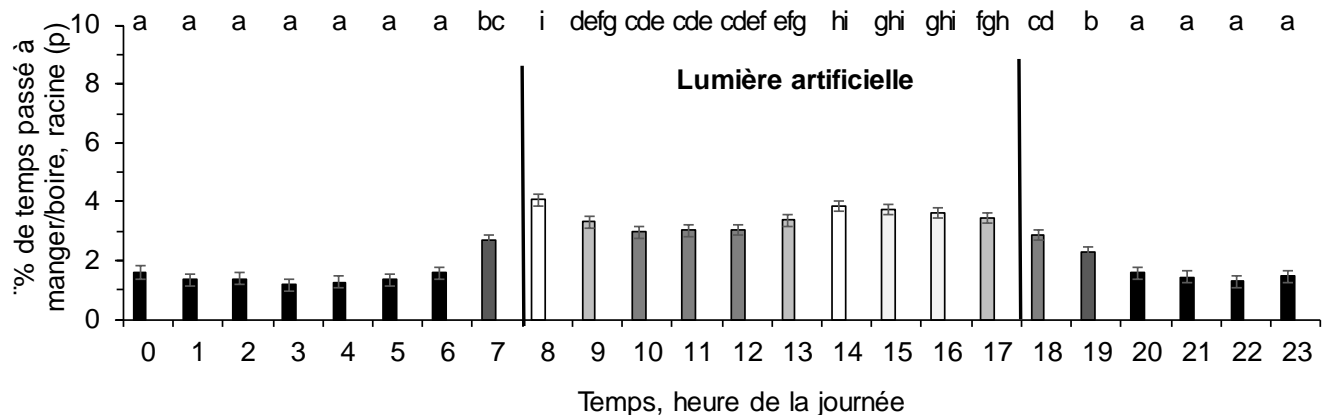
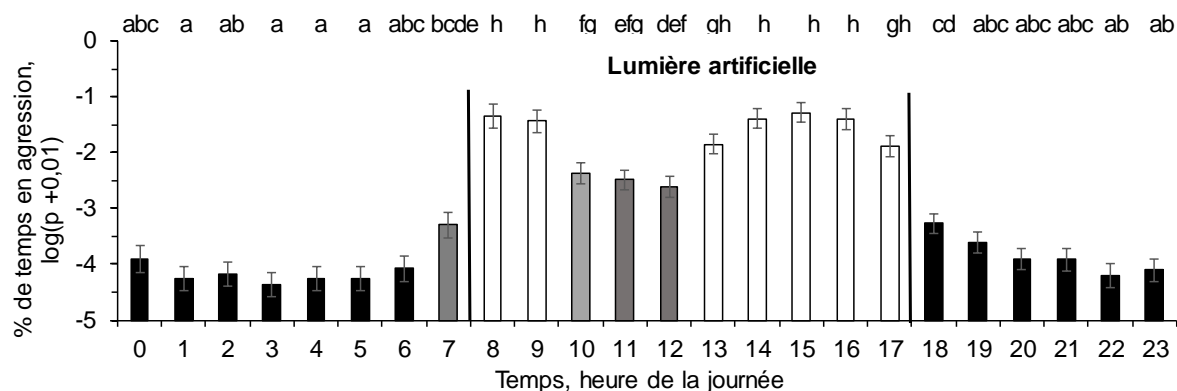


Figure 4 - Evolution au cours de la journée du pourcentage de temps passé à manger ou boire (<sup>1</sup>; <sup>2</sup>)

(<sup>1</sup>) : moyenne ajustée ± écart-type de la moyenne.

(<sup>2</sup>) : Les histogrammes sans lettre commune diffèrent significativement ( $P < 0,05$ ). Les nuances de gris ont pour but de simplifier la lecture des différences entre les heures : du noir (valeurs les plus faibles) au blanc (valeurs les plus élevées).



**Figure 5** - Evolution au cours de la journée du pourcentage de temps passé en agression (moyenne ajustée ± écart-type de la moyenne).

Les histogrammes sans lettre commune diffèrent significativement ( $P < 0,05$ ). Les nuances de gris ont pour but de simplifier la lecture des différences entre les heures : du noir (valeurs les plus faibles) au blanc (valeurs les plus élevées).

### RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Andersen H.M.-L., Dybkjær L., Herskin M.S., 2014. Growing pigs' drinking behaviour: number of visits, duration, water intake and diurnal variation. *Animal*, 8, 1881-1888.
- Canario L., Labrune Y., Bompas J.-F., Billon Y., Ravon L., Reignier S., Bailly J., Ricard E., 2018. Mise au point et validation d'un système embarqué pour mesurer l'activité posturale des truies allaitantes ? Journées Rech. Porcine, 50, 329-330.
- Cornou C., Lundbye-Christensen S., Kristensen A.R., 2011. Modelling and monitoring sow's activity types in farrowing house using acceleration data. *Comput. Electron. Agr.*, 76, 316-324.
- Dehaer L.C.M., Merks J.W.M., 1992. Patterns of daily food-intake in growing pigs. *Anim. Prod.*, 54, 95-104.
- FAREWELLDOCK, 2013-2016. Ending tail docking and tail biting in the EU - Hazard characterization and exposure assessment of a major pig welfare problem. <http://farewelldock.eu/>. Projet financé par l'Era-Net ANIWHWA.
- Fredriksen B., Hexeberg C., 2009. The effect of removing animals for slaughter on the behaviour of the remaining male and female pigs in the pen. *Res. Vet. Sci.*, 86, 368-370.
- Larsen M.L.V., Andersen H.M.-L., Pedersen L.J., 2016. Can tail damage outbreaks in the pig be predicted by behavioural change? *Vet. J.*, 209, 50-56.
- Marcon M., Salaun M.-C., Le Mer M., Rousselière Y., 2017. Accelerometer technology to perform precision feeding of pregnant sows and follow their health status. In: D. Berckmans & A. Keita (Eds), *Precision Livestock Farming '17 (ECPLF)*, pp. 666-673, Nantes, France.
- Martinez-Aviles M., Fernandez-Carrion E., Lopez Garcia-Baones J.M., Sanchez-Vizcaino J.M., 2017. Early Detection of Infection in Pigs through an Online Monitoring System. *Transbound Emerg Dis*, 64, 364-373.
- Matthews S.G., Miller A.L., Clapp J., Plotz T., Kyriazakis I., 2016. Early detection of health and welfare compromises through automated detection of behavioural changes in pigs. *Vet. J.*, 217, 43-51.
- Meunier-Salaun M.C., Guerin C., Billon Y., Sellier P., Noblet J., Gilbert H., 2014. Divergent selection for residual feed intake in group-housed growing pigs: characteristics of physical and behavioural activity according to line and sex. *Animal*, 8, 1898-1906.
- Ni J.Q., Liu S.L., Radcliffe J.S., Vonderohe C., 2017. Evaluation and characterisation of Passive Infrared Detectors to monitor pig activities in an environmental research building. *Biosys. Eng.*, 158, 86-94.
- Pastell M., Hietaoja J., Yun J., Tiusanen J., Valros A., 2016. Predicting farrowing of sows housed in crates and pens using accelerometers and CUSUM charts. *Comput. Electron. Agr.*, 127, 197-203.
- Prunier A., Brillouët A., Merlot E., Meunier-Salaun M.C., Tallet C., 2013. Influence of housing and season on pubertal development, boar taint compounds and skin lesions of male pigs. *Animal*, 7, 2035-2043.
- PIGWATCH, 2016-2018. Combining the 'eye of the stockman' and precision farming techniques to improve pig welfare. <https://pigwatch.net/fr/>. Projet financé par l'Era-Net ANIWHWA.
- R Core Team, 2013. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.
- Viazzi S., Ismayilova G., Oczak M., Sonoda L.T., Fels M., Guarino M., Vranken E., Hartung J., Bahr C., Berckmans D., 2014. Image feature extraction for classification of aggressive interactions among pigs. *Comput. Electron. Agr.*, 104, 57-62.