

Suivi individuel des porcs et collecte de métriques comportementales en temps réel avec des caméras de sécurité

Jacquelin LABRECQUE, Frank GOUINEAU, Joël RIVEST, Gabrielle GERMAIN

Conception Ro-Main inc., Saint-Lambert-de-Lauzon, Québec, Canada

jacquelin.labrecque@ro-main.com

Suivi individuel des porcs et collecte de métriques comportementales en temps réel avec des caméras de sécurité

Pour exercer un contrôle efficace sur la croissance, la santé et le bien-être des animaux d'élevage, il est important de pouvoir mesurer en temps réel leur réponse biologique à différents facteurs. Cette réponse biologique peut s'exprimer entre autres sous la forme de comportements ou de mesures physiologiques de l'animal. Hormis les données de consommation d'aliment et d'eau, très peu de capteurs sont disponibles et abordables en milieu commercial pour nous permettre de mesurer la réponse des porcs. Il revient ainsi à l'éleveur d'observer ses porcs lors de ses temps de présence à la ferme et d'ajuster ses actions en fonction de ses observations sporadiques et subjectives. De plus, les seules données de réponse biologique obtenues automatiquement et en temps réel ne sont pas des données individuelles qui permettent de capturer la variabilité entre les individus. Cet article présente un système composé de simples caméras de sécurité et d'un serveur d'analyse permettant de réaliser la localisation, le suivi et l'analyse de métriques comportementales des porcs en temps réel. L'approche proposée utilise des techniques d'apprentissage machine pour détecter les porcs dans des flux vidéo et classer automatiquement leur posture. Ce système peut être utilisé pour le suivi en temps réel du comportement de groupes de porcs ou d'individus en situation de recherche ou commerciale. Les applications commerciales de ce système incluent le suivi de l'état de santé, la prise de décision pour la reproduction, l'évaluation du bien-être animal et l'automatisation de tâches tel le dénombrement des animaux.

Real-time tracking of individual pigs and collection of behavioural metrics using security cameras

To exercise effective control over the growth, health and welfare of farm animals, it is important to be able to measure their biological response to different factors, in real time. Animals can express this biological response in the form of behaviour or physiological characteristics. Except for those that measure feed and water consumption, few sensors are sufficiently available and affordable to measure response of pigs in commercial conditions. Normally, farmers must observe their pigs during their on-farm time and adjust their actions based on these sporadic and subjective observations. In addition, the only biological response data currently obtained automatically and in real time are not individual data, which capture variability among individuals. This paper presents a system for real-time tracking of individual pigs and collection of behavioural metrics using affordable security cameras. The approach developed uses machine learning to detect pigs from images and automatically classify each animal's posture at any given time. This system for collecting behavioural metrics can be used for real-time monitoring of group or individual behaviour at the commercial and research level. Commercial applications include real-time health monitoring, reproduction decision-making, welfare assessment, and task automation such as automatic pig counting.

INTRODUCTION

Le suivi du comportement en temps réel des animaux dans les élevages ouvre de nouvelles voies à une détection précoce et un meilleur contrôle des maladies, des comportements agressifs et du cannibalisme, à l'optimisation des prises de décisions en matière de reproduction et de conduite d'élevage, à l'évaluation du bien-être animal et à un contrôle plus précis de l'environnement (Matthews *et al.*, 2016). La collecte de métriques comportementales en temps réel dans les fermes commerciales n'est pas une tâche simple. Un bon système de suivi du comportement en élevage doit en effet être à la fois robuste, précis et abordable. Au cours des dernières années, des chercheurs et des entreprises ont essayé différents types de systèmes d'acquisition de données comportementales, mais les solutions qui en résultent restent encore peu adoptées par les éleveurs porcins. Les secteurs dans lesquels les animaux ont une plus grande valeur économique, tels que la vache laitière ou le bovin de boucherie, ont partiellement adopté certains systèmes comme des accéléromètres et ou des systèmes de géolocalisation. D'autres secteurs tels que le porc et la volaille n'ont pas été en mesure d'intégrer ces approches dans leur modèle commercial, en raison du coût élevé des systèmes et de la difficulté d'intégration à grande échelle. L'identification par radiofréquence (RFID) a également été testée (Brown-Brandl *et al.*, 2016 ; Adrion *et al.*, 2018) chez différentes espèces, dont le porc, pour surveiller les visites dans certaines zones prédéterminées. Bien que donnant des résultats intéressants, la mise en œuvre de tels systèmes reste complexe, les équipements sont invasifs et les données générées demeurent en basse résolution. Le système RFID nécessite de positionner des antennes à différents endroits. Il indique quand un animal est détecté à proximité, mais ne donne aucune information sur le comportement de l'animal entre deux antennes.

Les progrès récents en intelligence artificielle et en particulier en vision numérique ouvrent de nouvelles voies à l'analyse du comportement animal de manière non stressante et non invasive. La détection en temps réel et le suivi multi-objets ont atteint des niveaux de précision sans précédent et permettent désormais le suivi individuel d'animaux élevés en groupes. Nous avons ainsi développé un système de caméra 2D abordable pour suivre les porcs en temps réel et analyser les données biométriques. Nous utilisons la détection d'objet (porc) pour obtenir une localisation spatiale et un suivi individuels de chaque porc, ainsi que pour calculer la trajectoire, la vitesse et l'accélération des déplacements de chaque animal. Nous utilisons également d'autres algorithmes propriétaires pour identifier la posture et le niveau d'activité du groupe. Ces données biométriques sont enregistrées en temps réel et mises à disposition de l'éleveur via une simple interface utilisateur ou bien analysées et utilisées par d'autres systèmes pour l'automatisation et la prise de décision. Le système qui en résulte peut aussi être utilisé comme outil de recherche pour mieux comprendre le comportement des animaux, comme outil de diagnostic pour les vétérinaires, comme système de génération de données utilisable par des algorithmes décisionnels et comme outil de gestion d'élevage abordable pour alerter les éleveurs de changements de comportement anormaux. Ce système est par exemple utilisé comme module d'analyse par un système de prédiction du moment optimal d'une insémination unique et par un système de dénombrement des porcs.

Cet article évalue la capacité du système développé à localiser et déterminer la posture des porcs à partir d'images de caméras de sécurité.

1. MATERIEL ET METHODES

1.1. Données expérimentales

Les images utilisées pour évaluer la précision des algorithmes ont été collectées à l'aide de la Ro-Main smaRt Cam (Conception Ro-Main inc., St-Lambert-de-Lauzon, Québec, Canada). Ce système est constitué d'une caméra de sécurité étanche et robuste à l'environnement d'une ferme porcine, qui a la capacité d'observer les animaux pendant la nuit grâce à une vision par infrarouge. Les images obtenues par cette caméra sont traitées à l'aide des algorithmes du système smaRt Tracking (Conception Ro-Main inc.). La caméra est alimentée via un fil Ethernet (PoE), collecte les images à une fréquence maximale de 25 Hz et dispose d'une lentille grand angle de longueur focale de 2,8 millimètres.

En tout, 1831 images servant à l'évaluation de l'algorithme de localisation des porcs ont été collectées sur une période de douze mois dans seize différents environnements d'élevage. Ces images contenaient un total de 21 534 porcs de différentes tailles et couleurs afin d'évaluer la robustesse des algorithmes. Par ailleurs, 3582 images servant à l'évaluation de l'algorithme d'estimation de la posture des truies ont été collectées sur une période de douze mois dans trois fermes différentes. Au total, la posture de 13 781 truies dans ces images a été analysée par notre système. Les images utilisées pour évaluer la capacité du système à localiser ou à prédire la posture des porcs ont été collectées aussi bien de jour que de nuit, même lorsque toutes les lumières étaient éteintes, de sorte que les algorithmes ont également été testés en mode de vision nocturne.

Les images ont été échantillonnées de façon à éviter de prendre deux images très similaires. La fréquence d'échantillonnage minimale, c'est-à-dire la durée minimale entre deux images sélectionnées au hasard, a été choisie en fonction de la vitesse à laquelle les animaux changent de position ou de posture. Cette vitesse a été déterminée subjectivement par l'observation humaine des animaux et varie selon le moment de la journée. En effet, un échantillonnage plus fréquent a été effectué pendant les heures de grande activité des animaux et un échantillonnage moins fréquent pendant les périodes calmes. Par exemple, l'intervalle d'échantillonnage moyen basé sur les fréquences d'échantillonnage choisies est d'environ 10 minutes pour les truies logées dans des stalles et de 8 secondes pour les porcs courant dans les couloirs.

Chaque image a été annotée manuellement. Des encadrés ont été dessinés autour de chaque animal dans les images utilisées pour tester l'algorithme de détection des porcs. La posture des truies hébergées dans des stalles individuelles a été classée pour chaque numéro de stalle dans toutes les images. Les quatre classes de posture étaient "couché", "debout", "assis" et "agenouillé". Alors que la définition des trois premières postures est évidente, la posture agenouillée est définie comme étant à genoux sur les membres avant, avec les pattes arrière en extension complète.

1.2. Description du système de suivi des porcs

Le système utilisé consiste en un réseau de caméras IP à grand angle observant les enclos ou les stalles, un serveur qui traite les images et une interface utilisateur qui permet de visualiser les données et les exporter (Figure 1). Chaque caméra (2) est installée au plafond de manière à pouvoir voir tous les porcs d'un enclos donné (1) et toutes les caméras sont connectées à un réseau local (LAN) via un câble Ethernet et des commutateurs PoE (3).

Un serveur informatique (4) reçoit les flux vidéo de toutes les caméras connectées et traite les images individuelles. Chaque porc est automatiquement détecté dans l'image à l'aide d'un réseau de neurones profond soigneusement formé pour reconnaître les porcs de toutes tailles et dans toutes les positions, indépendamment de l'environnement ou des conditions d'éclairage. Pour chaque image, la sortie du système correspond aux coordonnées XY du centre de masse de chaque porc détecté dans l'image. Pour un suivi individuel, des images fréquentes sont nécessaires afin d'associer les détections ultérieures d'un même porc dans la vidéo et les relier pour créer un chemin individuel.

L'algorithme de suivi individuel utilise une approche statistique basée sur la connaissance préalable de la position et de la vitesse de l'animal pour associer chaque détection à un instant t à sa position la plus probable à l'instant $t + 1$. La sortie de l'algorithme de suivi individuel est un tracé du chemin parcouru par chaque porc, ainsi que la position et la vitesse associées à tous les points de données. Parallèlement aux tracés, d'autres données biométriques sont calculées à partir des flux vidéo tels que la posture et les niveaux d'activité du groupe, entre autres.

Enfin, une application Web locale permet à l'utilisateur d'accéder aux données à partir de n'importe quelle plateforme (Mac, Windows, iOS, Android, Linux, etc.) via un navigateur Web (5). L'utilisateur peut visualiser les données individuelles ou de groupe à partir de l'application et les données brutes peuvent être exportées dans une base de données de format standard tel que CSV et TXT (6).

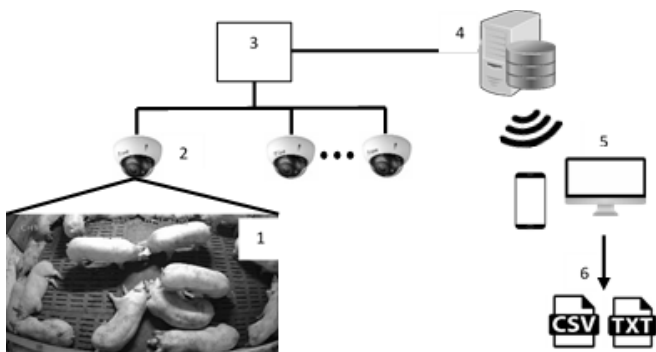


Figure 1 – Architecture du système de suivi utilisé.

1.3. L'analyse des données

Afin d'analyser la précision du modèle de détection des porcs, il faut d'abord établir le concept d'"Intersection over Union" (IoU). L'IoU est le rapport entre l'intersection et l'union d'un encadré délimité manuellement et considéré comme véridique

(vérité de base) et un encadré prédit généré par l'algorithme (Figure 2). L'intersection des deux encadrés est mesurée par la zone de chevauchement entre les deux encadrés, tandis que l'union est mesurée par le total de la zone couverte par les deux encadrés.

L'encadré est considéré comme correct (vrai positif) lorsque la valeur de l'IoU est supérieure à 0,5, ce qui signifie que 50 % de la zone couverte totale par les deux encadrés est partagée par les deux encadrés englobants. L'encadré est considéré comme faux positif dans trois cas distincts : si la valeur de l'IoU est inférieure à 0,5, si l'encadré est une deuxième bonne prédiction pour un même encadré de vérité de base (redondance) ou si l'encadré n'a aucune intersection avec un encadré appartenant à la vérité de base. L'encadré est considéré comme faux négatif si un encadré de vérité de base n'a aucun encadré prédit associé. Dans le contexte de la détection d'objets, la notion de vrais négatifs n'est pas calculée, car chaque point d'une image où il n'y a eu aucune détection serait considéré négatif. À partir des vrais positifs, faux positifs et faux négatifs, il est possible de calculer la précision de notre modèle de prédiction. La précision est le ratio des vrais positifs sur l'ensemble des éléments prédits comme positifs (vrais positifs et faux positifs).

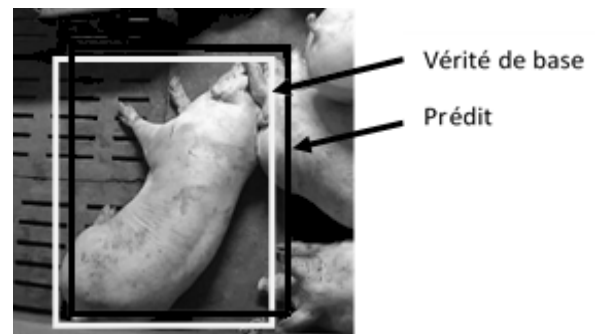


Figure 2 – Exemple de résultat de la détection d'un individu par l'algorithme

La métrique d'évaluation de l'algorithme de détection des porcs retenue est la précision moyenne. La précision moyenne est mieux adaptée à l'évaluation des modèles de détection d'objets dans les images, car elle considère la capacité du modèle à détecter les objets indépendamment du choix de seuil de détection choisi par le concepteur. La précision moyenne est donc la moyenne des précisions des modèles prédictifs à différents seuils de détection. Une précision moyenne élevée indique que le modèle est performant indépendamment du choix du seuil de détection choisi par le concepteur.

L'évaluation des prédictions de la posture est plus simple que pour la détection. Les prédictions de notre algorithme d'analyse de la posture visant à classer les truies en position debout, couchée, assise ou agenouillée sont comparées aux annotations manuelles faites par des humains. Une matrice de confusion a été produite et la spécificité, la précision et la sensibilité de notre algorithme ont été calculées à partir de cette matrice. La précision a été définie précédemment, tandis que la sensibilité est le ratio des vrais positifs sur l'ensemble des positifs (vrais positifs et faux négatifs) et la spécificité est le ratio des vrais négatifs sur l'ensemble des éléments négatifs (vrais négatifs et faux positifs).

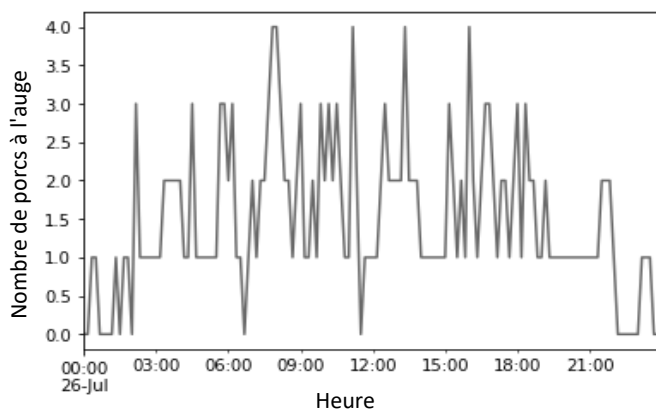
Toutes les images utilisées pour tester les algorithmes n'ont jamais été utilisées pour concevoir les algorithmes. De plus, le jeu de données de test est composé d'images prises à des emplacements différents de ceux utilisés pour la conception des algorithmes.

2. RESULTATS ET DISCUSSION

2.1. Détection des porcs (localisation)

L'algorithme a été testé sur 1831 images avec et sans porcs. Il est intéressant de noter que certaines images incluaient également des humains parmi des porcs et qu'ils n'étaient généralement pas détectés par l'algorithme. La précision moyenne du modèle de détection est de 98,7%. Ce résultat suggère que l'algorithme est performant pour identifier les porcs dans les images et que cette détection peut être utilisée à la fois pour le suivi du comportement de groupe et pour le suivi du comportement individuel. Des travaux futurs viseront à évaluer la précision du suivi individuel.

L'analyse du comportement de groupe peut être réalisée sans suivi individuel en utilisant uniquement les données de position fournies en temps réel par l'algorithme de détection des porcs. Cela peut fournir des informations précieuses qui, jusqu'à présent, n'ont jamais été disponibles au niveau d'élevages commerciaux.



Grâce à l'utilisation de notre algorithme de détection des porcs et au développement du logiciel associé, il est possible de connaître le nombre exact de porcs à tout moment et d'être averti lorsqu'un animal particulier a été détecté au même endroit pendant une période prolongée. Cela peut être utilisé pour identifier des porcs morts ou malades, pour surveiller le retrait des animaux morts ou encore pour identifier en temps réel le nombre de porcs transférés dans les parcs hôpitaux.

Les positions des animaux peuvent également être utilisées pour surveiller des zones prédéterminées telles que des zones d'alimentation, d'abreuvement, de repos, d'enrichissement, etc. Des recherches ont ainsi démontré qu'un changement du nombre de visites à un endroit déterminé peut être un indicateur d'apparition de problèmes (Matthews *et al.*, 2016).

Le système peut également fournir des informations sur la densité animale dans des zones prédéterminées. La densité animale pourrait par exemple être utilisée pour identifier l'apparition de problèmes de caudophagie (Edwards, 2006), de problèmes techniques de ventilation ou d'alimentation, ou de façon plus globale des problèmes de conception de salle d'élevage. A titre d'illustration, la figure 3 présente une représentation graphique des nombres de visites à la mangeoire (gauche) et à l'abreuvoir (droite) pendant une période de 24h obtenue en analysant une séquence vidéo complète à l'aide de nos algorithmes de localisation

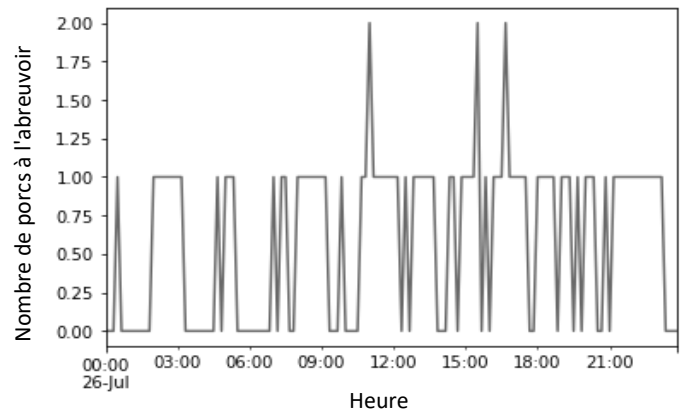


Figure 3 – Nombres de visites à la mangeoire (gauche) et à l'abreuvoir (droite) pendant une période de 24h.

Des cartes de densité animale peuvent aussi être générées pour visualiser le comportement général du groupe dans son environnement. Cela pourrait éventuellement contribuer à identifier et comprendre les problèmes de ventilation et de conception des bâtiments.

En plus de la simple localisation, il est possible de suivre chaque animal individuellement en utilisant l'algorithme de détection des porcs développé dans ce projet. Cependant, la tâche nécessite beaucoup plus de puissance de calcul que pour la simple détection d'objets. Le suivi individuel peut aider à comprendre les besoins individuels des animaux. Le suivi individuel du comportement pourrait nous permettre de détecter de façon précoce les maladies ou bien les problèmes de boiterie, détecter l'œstrus chez les truies (Cornou, 2006), détecter précocement la mise bas (Cornou *et* Lundbye-Christensen, 2012 ; Oczak *et al.*, 2015), et même, à terme, réaliser un suivi des interactions des animaux tels que les agressions ou la caudophagie. La figure 4 présente un exemple de suivi individuel d'un porc obtenu avec notre système dans

un enclos de 13 animaux sur une période de trois heures. L'image de gauche présente le trajet parcouru par l'animal pendant cette période et l'image de droite présente le niveau d'activité de l'animal tel que décrit par son déplacement dans le temps.

Le système étudié permet donc de suivre les animaux individuellement si l'on dispose d'un serveur assez puissant pour traiter suffisamment d'images en temps réel. La fonctionnalité de suivi individuel est actuellement utilisée seulement en recherche étant donné son coût plus élevé. Bien qu'elle soit pour l'instant inabordable au niveau des exploitations commerciales, il est probable qu'elle devienne plus abordable au fur et à mesure de son évolution au cours des prochaines années.

En plus d'être utilisés pour la recherche, les algorithmes de suivi individuels sont utilisés pour automatiser certaines tâches dans les fermes. Un système de dénombrement des porcs utilisant le suivi individuel pour compter les porcs traversant

une zone de comptage prédéfinie en est un bon exemple. Ce système utilise une seule caméra au plafond d'un couloir et compte les porcs positivement lorsqu'ils traversent le champ

de vision de la caméra dans la direction du comptage et négativement lorsqu'ils traversent la zone dans la direction opposée.

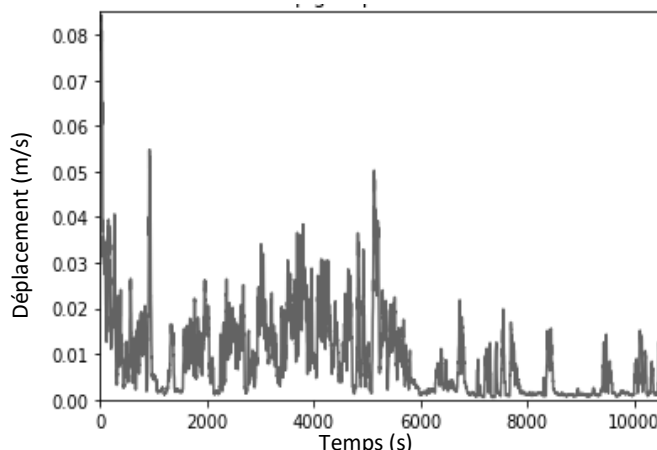
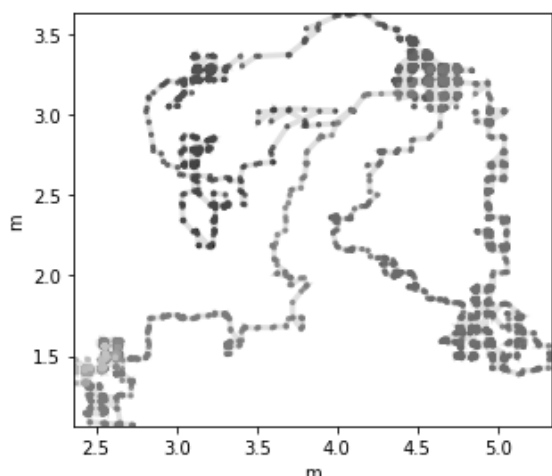


Figure 4 – Exemple de suivi individuel, sur une période de trois heures, du déplacement d'un porc dans un enclos de 13 animaux (gauche) et de sa vitesse de déplacement (à droite).

2.2. Analyse de postures

La figure 5 présente un exemple d'image utilisée pour tester l'algorithme de détection de posture de truies (et qui de ce fait n'a pas été utilisée pour entraîner le modèle). Pour les quatre truies centrales, l'algorithme a permis de déterminer correctement la posture (truies 1 et 4 en position couchée, truies 2 et 3 en position debout).

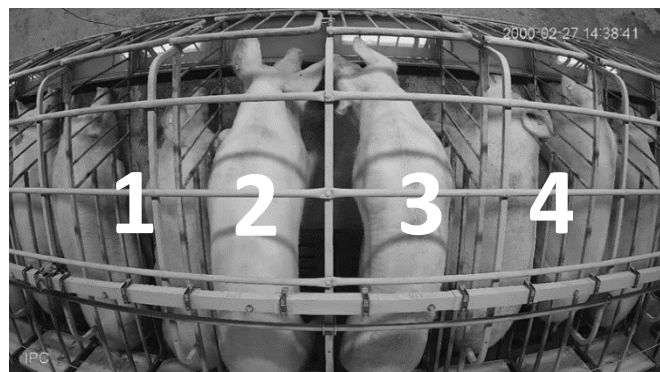


Figure 5 – Exemple d'image utilisée pour tester l'algorithme

Tableau 1 – Matrice de confusion pour l'algorithme de classification des postures des porcs.

	Couchée	Debout	Assise	Agenouillée
Prédiction couchée	9969	324	64	72
Prédiction debout	112	2383	16	89
Prédiction assise	35	27	75	10
Prédiction agenouillée	7	3	1	0

L'algorithme a été testé à l'aide d'images dans lesquelles des truies logées dans des stalles individuelles étaient filmées pour l'analyse de leur posture. Le tableau 1 présente la matrice de confusion obtenue à partir des prédictions de l'algorithme. D'après cette matrice, on peut voir que l'algorithme a correctement identifié la posture des truies dans 12 427 cas et qu'il était erroné pour 760 cas sur un total de 13 187 cas.

À partir de ces résultats, nous pouvons calculer la sensibilité, la spécificité et la précision pour les quatre postures à l'étude. Pour la position couchée, la sensibilité est de 98,5 %, la spécificité est de 85,0 % et la précision est de 95,6 %. Pour la position debout, la sensibilité est de 87,1 %, la spécificité est de 97,9 % et la précision est de 91,7 %. Pour la position assise, la sensibilité est de 48,1 %, la spécificité est de 99,4 % et la précision est de 51,0 %. Pour la position agenouillée, la sensibilité est de 0,0 %, la spécificité est de 99,9 % et la précision est de 0,0 %. L'algorithme donne donc de bons résultats lorsqu'il s'agit de différencier les truies debout des truies couchées. Toutefois, le déséquilibre naturel des données donne à l'algorithme une tendance à classer davantage de truies comme couchées. Les travaux futurs s'attaqueront à ce déséquilibre des données afin d'améliorer encore la sensibilité à la posture debout et la spécificité de la posture allongée. Par contre, l'algorithme manque clairement de sensibilité et de précision pour identifier les truies assises et agenouillées. En fait, ces postures sont très rares, avec respectivement seulement 1,2 % et 1,3 % d'occurrence en position assise et agenouillée. Par conséquent, il est donc très difficile d'équilibrer l'ensemble de données d'entraînement pour bien identifier ces postures. Des travaux futurs incluront l'entraînement de l'algorithme avec plus d'occurrences de ces postures.

Ces résultats indiquent que l'algorithme que nous avons développé permet de très bien identifier dans les images les postures debout et couchées des truies logées individuellement et que cela peut être utilisé comme métrique pour l'analyse du comportement.

Des travaux futurs viseront à évaluer la précision de l'analyse de la posture pour les porcs hébergés en groupe. La posture est une mesure importante du comportement qui peut potentiellement être utilisée de différentes manières, telles que la prévision du début de la mise bas (Cornou *et al.*, 2011), la détection de boiteries ou de problèmes d'aplombs, la prédiction des risques d'écrasement des porcelets (Mainau *et al.*, 2009) ou le début de l'œstrus.

La posture, telle que détectée par l'algorithme développé, est actuellement utilisée en élevage commercial dans un système de reproduction de précision comme l'une des variables permettant de prédire le meilleur moment pour une insémination unique en fonction du changement de comportement après le sevrage.

CONCLUSION

Le système de suivi individuel des porcs en temps réel et de collecte de métriques comportementales que nous avons développé peut générer de précieuses métriques de comportement individuel ou de groupe qui peuvent ensuite être utilisées pour automatiser des tâches, générer des alertes ou aider les producteurs de porcs à prendre de meilleures décisions, plus rapidement.

Il peut également aider le milieu de la recherche à mieux comprendre le comportement des porcs et les entreprises d'équipement à mieux évaluer leurs produits en ce qui concerne le comportement des animaux. De plus, il peut être utilisé par les vétérinaires comme outil de diagnostic ou par les ingénieurs comme outil de calibration de la ventilation.

REMERCIEMENTS

Les auteurs souhaitent remercier tous les employés de Ro-Main et Avantis / Olymel qui ont contribué au développement du système.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Adrion F., Kapun A., Eckert F., Holland E.-M., Staiger M., Götz S., Gallmann, E., 2018. Monitoring trough visits of growing finishing pigs with UHF-RFID. *Comput. Electron. Agr.*, 144, 144–153.
- Brown-Brandl T.M., Jones D.D., Eigenberg R.A., 2016. Modelling Feeding Behaviour of Swine to Detect Illness. Proc. Conference "International Conference on Agricultural Engineering", Aarhus, Denmark, pp. 1-6.
- Cornou C., 2006. Automated oestrus detection methods in group housed sows: Review of the current methods and perspectives for development. *Livest. Sci.*, 105, 1-11.
- Cornou C., Lundbye-Christensen S., 2012. Modeling of sows diurnal activity pattern and detection of parturition using acceleration measurements. *Comput. Electron., Agr.*, 80, 97-104.
- Cornou C., Lundbye-Christensen S., Kristensen A.R., 2011. Modelling and monitoring sows' activity types in farrowing house using acceleration data. *Comput. Electron. Agr.*, 76, 316-324.
- Edwards S.A., 2006. Tail biting in pigs: Understanding the intractable problem. *Vet. J.*, 17, 198-199.
- Mainau E., Dalmau A., Ruiz-de-la-Torre J., Manteca X., 2009. Validation of an automatic system to detect position changes in puerperal sows. *Appl. Anim. Behav. Sci.*, 121, 96-102.
- 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.
- Oczak M., Maschat K., Berckmans D., Vranken E., Baumgartner J., 2015. Classification of nest-building behaviour in non-crated farrowing sows on the basis of accelerometer data. *Biosyst. Eng.*, 140, 48-58.