2021. Journées Recherche Porcine, 53, 111-112.

Fusion de données vidéo et d'accéléromètre pour la détection automatique de l'activité posturale des truies en case de mise bas

Laurianne CANARIO (1), Yann LABRUNE (1), Jean-François BOMPA (1), Jean BAILLY (2), Yvon BILLON (2), Laure RAVON (2), Sébastien REIGNIER (2), Edmond RICARD (1), Mathieu BONNEAU (3)

(1) UMR1388 GenPhySE, INRAE / INPT ENSAT / INPT ENVT, 31326 Castanet-Tolosan, France
(2) GenESI, INRAE, 17700 Surgères, France
(3) URZ UR143, INRAE, Petit-Bourg, 97170, Guadeloupe, France

laurianne.canario@inrae.fr

Fusing video and accelerometer data to detect postural activity of sows automatically in a farrowing crate

The objective was to compare the efficiency of signals from an accelerometer embedded on sows to that of video signals in detecting sow postural activity, and to evaluate advantages of fusing data from these two sensors. First, we validated an accelerometer to detect five postures: standing, sitting, lying ventrally, and lying laterally on the right or left side. To this end, the behavior of seven sows was recorded with a digital camera. Postural activity was annotated manually by a single observer. Next, we developed an algorithm to estimate sow posture automatically from images. Fourteen shape properties from the image analysis and the x, y, z data of the accelerometer were used. The prediction ability was tested with machine learning from random forests, using the information from the sensors separately and then together. The most common postures were detected with better sensitivity and specificity. The error rate varied from 2-20% for the accelerometer, 4-27% for the image and 2-14% for their fusion with a frequency of one observation every 10 or 30 seconds; and 2-14% for the accelerometer, 1-10% for the image and 1-8% for their fusion with a frequency of one observation per second. Fusing the accelerometer and image data improved the detection of sow postures.

INTRODUCTION

L'utilisation d'accéléromètres a fait l'objet de plusieurs mises au point récentes pour la détection de changements de postures (Bertin et Ramonet, 2015 ; Oczak *et al*., 2016 ; Thompson *et al.* 2019). Chacun de ces développements concernait un seul capteur. L'utilisation de capteurs uniques montre des limites dans le niveau de détection de certaines postures. La fusion des données de plusieurs capteurs est une approche nouvelle. Dans notre cas, nous fixons l'accéléromètre sur le dos de la truie avec un harnais pour discriminer cinq postures (Canario *et al*., 2018). Ces développements sont validés par l'annotation *de visu* et en continu d'enregistrements vidéo. Cette démarche étant très chronophage, nous avons développé un algorithme d'estimation automatique de la posture de la truie à partir d'images. Dans cette étude, nous avons testé l'apport de la fusion des capteurs vidéo et accéléromètre pour détecter les postures de la truie lorsqu'elle est bloquée en case de mise bas. Nous avons comparé les résultats obtenus avec les données issues de l'accéléromètre seul (ACCEL), des images vidéo seules (IMAG), et des images et de l'accéléromètre combinés (COMB).

1. MATERIEL ET METHODES

1.1. Animaux et mesures réalisées

Les développements sont réalisés à l'unité expérimentale GenESI du Magneraud (17) dans deux maternités où les truies sont bloquées entre des barrières de contention (doi : 10.15454/1.5572415481185847E12). Le revêtement au sol est en caillebottis partiel. L'objectif était de distinguer cinq postures : coucher latéral droit (CD), coucher latéral gauche (CG), coucher ventral (CV), assis (A), debout (D). Quatre et trois truies ont été suivies au cours de deux essais indépendants. Les truies étaient équipées d'un harnais qui contenait l'accéléromètre (Canario *et al.*, 2018) et elles étaient filmées chacune avec une caméra fixée à l'arrière et au-dessus de la case, dans l'axe de la cage. Les données de chaque capteur ont été collectées sur 6-12-13 et 21 h pour les truies de l'essai 1 et 6 h pour les trois truies de l'essai 2. Les vitesses d'enregistrements étaient de 23 images / sec dans tous les cas pour la vidéo et pour l'accéléromètre, 1 observation toutes les 10 sec (1obs/10sec) ou 30 sec (1obs/30sec) dans l'essai 1 et une observation par sec (1obs/sec) dans l'essai 2. La comparaison des signaux obtenus entre capteurs et leur confrontation avec le vrai comportement de la truie est évalué par un unique observateur à partir des enregistrements vidéos.

1.2. Analyse d'images

Nous avons appliqué une méthode de seuillage afin de segmenter les images initiales, échantillonnées à raison de 3,8 images / sec. L'image segmentée est une image binaire, où les pixels correspondants à la truie apparaissent en blanc. Nous nous servons ensuite de la forme de la truie sur l'image pour estimer sa posture. Pour décrire la forme, nous utilisons 14 propriétés de forme, telles que l'aire ou le périmètre.

1.3. Validation par processus d'apprentissage machine

Les propriétés de forme constituent les variables d'entrée utilisées pour estimer la posture. Pour l'accéléromètre, il s'agit simplement des accélérations selon les trois axes (x, y, z) (trois variables). A partir de ces informations, nous avons utilisés des forêts aléatoires sous le logiciel R (R Core Team, 2014) pour classifier la posture. Trois forêts aléatoires ont été apprises : ACCEL, en ne considérant que les données accéléromètre, IMAG, en utilisant uniquement les données vidéo, et COMB, en utilisant les 17 variables. Les données issues des capteurs ont été analysées selon l'algorithme présenté dans Canario *et al*. (2018). Pour la comparaison des capacités de détection des capteurs, nous avons utilisé une extraction de la base de chaque truie comme jeu d'apprentissage pour prédire les données restantes: 70% en aléatoire dans l'essai 1 et 30% en continu dans l'essai 2. Semblable au calcul de mauvaise prédiction sur chaque posture (Thompson et al., 2019), le pourcentage d'erreur de prédiction global estimé sur chaque truie, qui décrit le nombre de mauvaises prédictions sur l'ensemble des prédictions faites, a permis de définir si un des capteurs ou la combinaison des deux était plus pertinent pour discriminer les cinq postures. Nous avons aussi calculé sur chaque truie la sensibilité et la spécificité (Canario *et al*., 2018).

2. RESULTATS ET DISCUSSION

2.1.1. Essai 1 – 1 obs/30 sec ou 1obs/10 sec

Les résultats issus de l'information acquise à une fréquence de 1obs/30sec ou 1obs/10sec ont été comparés sur deux truies. Intra-truie, ils étaient similaires en sensibilité et spécificité, sauf sur les deux postures les plus rares, A et D. Pour la truie 2, la sensibilité pour A et respectivement pour 1obs/30sec et 1obs/10sec était de 25% et 28% avec ACCEL et 25% et 46% avec IMAG. Des résultats détaillés de la sensibilité par posture avec 1obs/10sec sont donnés dans le Tableau 1. Le niveau de spécificité correspondant était supérieur à 95%. Les taux d'erreur globaux sont donnés dans le Tableau 2. La truie 1 était celle observée le plus longtemps. Les capteurs pris indépendamment donnaient un taux d'erreur comparable. Les quatre truies mettent en avant des niveaux de détection supérieurs avec l'analyse conjointe.

2.1.2. Essai 2 – 1 obs/sec

Les spécificités étaient très bonnes (>97%). Le taux d'erreur variait de 2 à 14 % pour ACCEL, de 1 à 10 % pour IMAG et de 1 à 8 % pour COMB (Tableau 3). A nouveau, les postures couchées étaient les mieux détectées (>90% de sensibilité) et la capacité de prédiction de la posture D était variable entre truies et selon le capteur utilisé (de 22 à 96%). Celle de la posture A était au maximum de 69%. Nous avons observé une meilleure adéquation des proportions de temps prédites dans les différentes postures avec la réalité, grâce à la fusion (Figure 1).

Tableau 1 – Sensibilité de détection des postures de la truie 2 observée sur 12h - fréquence 1obs/10 sec[1] – essai 1

% temps	13,1	46,4	30,1	3,9	6,5
Posture	CD	CG	CV	A	D
Sensibilité ACCEL	99	98	94	28	57
Sensibilité IMAG	98	98	92	46	82
Sensibilité COMB	98	99	95	33	82

[1]Voir le texte pour l'explication des sigles

Tableau 2 – Pourcentage d'erreur globale – essai 1

Truie	1_30	2_10[1]	2_30	3_10	3_30	4_30
ACCEL	2,7	6,8	7,5	14,9	19,7	20,9
IMAG	3,8	5,8	7,5	13,8	23,4	27,1
COMB	2,0	4,7	4,6	9,7	17,0	13,7

[1]_10 signifie 1obs/10 sec et _30 signifie 1obs/30 sec. Voir le texte pour l'explication des autres sigles

Tableau 3 – Sensibilité de détection des postures de deux truies observées sur 6h – fréquence 1obs/sec[1] - essai 2

	Truie 5			Truie 7		
%	IMAG	ACCEL	COMB	IMAG	ACCEL	COMB
CD	100	100	100	90	99	100
CG	92	92	92	-	-	-
CV	80	56	97	99	98	99
A	64	27	33	69	20	68
D	22	41	24	96	52	95
Erreur	**9,7**	**14,0**	**8,5**	**8,2**	**3,9**	**1,4**

[1]Voir le texte pour l'explication des sigles

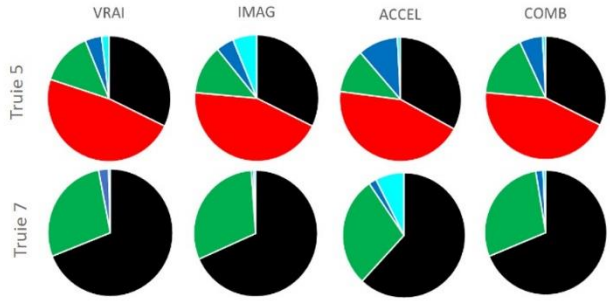

Figure 1 –Gain de précision dans la détermination du budget-temps de deux truies (jeu de validation)
● CD, ● CG, ● CV, ● A, ● D *(voir le texte pour les sigles)*

CONCLUSION

La capacité de détection des postures était variable entre truies et parfois selon le capteur. Les postures plus courantes étaient détectées avec une meilleure sensibilité. L'analyse par fusion donnait de meilleurs résultats ou a minima des résultats équivalents à ceux obtenus par l'utilisation d'un seul capteur.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Bertin C., Ramonet Y., 2015. Utilisation d'accéléromètres pour mesurer l'activité physique des truies logées en groupes. Développement de la méthode et utilisation dans six élevages. Journées Rech. Porcine, 47, 229-234.
- Canario L., Labrune Y., Bompa 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.
- Oczak M., Maschat K., Berckmans D., Vranken E., Baumgartner J., 2016. Can an automated labelling method based on accelerometer data replace a human labeller? – Postural profile of farrowing sows. Comput. Electron. Agric.. 127, 168–175.
- Thompson R.J., Matthews S., Plötz T., Kyriazakis I., 2019. Freedom to lie: How farrowing environment affects sow lying behaviour assessment using inertial sensors. - Comput. Electron. Agric., 157, 549-557.
- R Core Team, 2014. R: A Language and Environment for Statistical Computing. (R Foundation for Statistical Computing, Ed.) Vienna, Austria.