

L'image et le son pour automatiser le relevé d'indicateurs de bien-être et de santé des volailles

Résumé

Garantir aux consommateurs un élevage respectueux du bien-être animal est la base du métier d'éleveur de volailles, mais la société civile demande plus de transparence sur les pratiques d'élevage. Les réponses aux attentes sociétales doivent être conjuguées avec la compétitivité de la production de viande de volailles car elle est mondialisée et fortement concurrentielle. La notion de bien-être et de santé de l'animal peut être évaluée selon différentes méthodes et les nouvelles technologies présentent une opportunité de réaliser des mesures en continu et en temps réel, sans perturber les animaux dans leur milieu de vie. Le traitement de l'image et du son permettent des analyses plus fines et plus fréquentes que celles réalisées par l'homme. Ces nouvelles technologies participent à renforcer la surveillance et la réactivité lors d'épisodes sanitaires ou de modifications du comportement des animaux grâce à l'analyse prédictive. En imagerie, la plupart des travaux menés utilisent des méthodes pour mesurer des variations générales d'activité à l'échelle du groupe de volailles. Des travaux en cours s'orientent vers le tracking individuel dans le but de relever des indicateurs de bien-être et de santé pour chaque animal observé. L'acoustique fait ses débuts en élevage avec quelques études recensées en porcs et en volailles. Le développement de l'intelligence artificielle permettra de nouvelles avancées en terme de traitement de signal.

1. L'élevage de précision au service du bien-être animal

1.1. Une demande sociétale

L'importante sensibilité des citoyens à la condition des animaux pousse la filière avicole à mettre en place des moyens permettant de pouvoir rendre compte du bien-être et de la santé des volailles. Pour répondre à cette demande sociétale grandissante, des méthodes existent pour évaluer le bien-être animal en élevage. Elles consistent en l'application de protocoles de mesure du bien-être basées sur l'observation des animaux en élevage par des personnes formées et entraînées. Les observations des animaux sont faites par échantillonnage et ne peuvent pas être pratiquement réalisées en continu.

D'autres méthodes d'évaluation du bien-être sont développées à l'abattoir et consistent à observer des indicateurs révélateurs des conditions de bien-être des animaux en élevage ou lors du transport à l'abattoir, comme la mesure des pododermatites ou de la conformité des carcasses de volailles. L'inconvénient est qu'il s'agit d'observations réalisées post-mortem, ne permettant pas d'actions correctrices si besoin, sur les animaux ou la gestion de l'élevage.

1.2. L'élevage de précision au service du bien-être et de la santé des volailles

Fort de ce constat, l'élevage de précision ouvre un champ nouveau en matière de gestion de l'élevage et d'évaluation du bien-être des volailles puisqu'il permet un suivi en continu et en temps réel des animaux en cours d'élevage.

Ainsi, un problème peut être identifié et diagnostiqué au cours de la vie de l'animal de façon à prendre immédiatement des mesures correctives adaptées en cas

de dépassement de critères d'alerte et avant une aggravation du problème. L'élevage de précision recouvre le champ des capteurs qui effectuent des mesures sur les animaux ou dans leur environnement, les technologies d'information et de communication qui servent au stockage et au transfert des données, et les automates qui leur sont couplés.

Qu'est-ce que l'élevage de précision ?

L'élevage de précision permet de suivre les animaux et de gérer l'élevage en continu et en temps réel. Le principe est d'enregistrer des biosignaux chez l'animal ou dans son environnement grâce à des capteurs puis d'automatiser l'analyse des données générées pour remonter les alertes pertinentes à l'éleveur.

(Hostiou et al., 2014)

La finalité est d'aider l'éleveur pour certaines prises de décision ou tâches astreignantes. Utiliser ces nouvelles technologies pour mesurer les indicateurs de bien-être de façon continue dès le plus jeune âge permettraient de s'affranchir du temps de mesure et du biais lié à la présence de l'homme dans le bâtiment. D'après une méta-analyse réalisée sur 264 articles traitant de l'élevage de précision en filière avicole, près de 40% des articles ont pour premier objectif d'améliorer la santé et le bien-être des animaux, 27% recherchent l'amélioration des paramètres zootechniques de l'animal, le reste traite de la santé humaine ou d'aspects plus globaux comme la durabilité (Rowe et al., 2019). Dans cette même étude, 43% des articles portaient sur le poulet de chair et 25% en poules pondeuses, le reste des articles portaient sur d'autres espèces (dindes, cailles notamment).

2. Quelles technologies pour mesurer le bien-être des volailles ?

D'après Rowe et al. (2019), une majorité des articles relatifs à l'élevage de précision utilise l'analyse d'images pour mesurer le bien-être en aviculture (42% sur un total de 264 publications). En effet, les systèmes de caméra de surveillance associés à des techniques de traitement de l'image sont des moyens peu coûteux pour fournir des mesures objectives du comportement des volailles, sans avoir à entrer dans le bâtiment d'élevage, qui implique des changements comportementaux des animaux.

L'utilisation de microphones semble être moins répandue en aviculture (14%, d'après Rowe et al., 2019). Cependant les signaux sonores jouent un rôle important dans la communication animale, et certains signaux peuvent refléter l'état de bien-être et de santé des animaux. Ils servent à alerter les congénères, ou encore à communiquer entre eux dans l'objectif, par exemple, de garder contact ou d'attirer des congénères (Manteuffel et al., 2004). Certaines vocalisations peuvent aisément être perçues comme des indicateurs de l'état de bien-être des animaux (Dawkins, 1998).

La suite de cet article a pour objectif de recenser les développements réalisés sur ces deux technologies identifiées, l'image et le son, pour automatiser le relevé d'indicateurs de bien-être et de santé des volailles.

3. Systèmes d'analyse d'image pour mesurer le bien-être

3.1. Analyse des pixels de l'image

La plus répandue des méthodes d'analyse vidéo repose sur le comptage et l'identification de petits carrés (pixels) qui s'allument et s'éteignent pour une période de temps donnée. Plus précisément, ces méthodes analysent la **variation de brillance ou intensité de pixels** (sont-ils allumés ou éteints) par zone d'une image, à la fois dans le temps et dans l'espace. L'idée générale de ces méthodes repose sur la relation entre le nombre de pixels qui s'allument et s'éteignent et l'activité des animaux dans une unité de surface déterminée. Cette méthode est utilisée par exemple dans l'« **Optical flow** ». Ce dernier permet une évaluation du bien-être tout au long de la vie des poulets de chair et à l'échelle du groupe d'animaux.

L'« **Optical flow** » utilise des caméras pour la prise de vue et analyse le flux, c'est-à-dire les mouvements de l'ensemble des animaux présents dans le champ d'observation. Seuls les résultats des calculs, utiles pour l'analyse, sont stockés, ce qui évite d'encombrer la mémoire avec les images et permet ainsi un

enregistrement pendant plusieurs mois. L'analyse Optical flow peut être faite à l'échelle du pixel mais pour alléger le traitement, chaque image est divisée en bloc de pixels, exactement 1200 blocs de 84 pixels chacun. Ces changements sont combinés pour donner une estimation des vecteurs de vitesse locaux. L'algorithme génère ensuite, de façon automatique et en continu sur toute la durée de vie des volailles, quatre valeurs statistiques agrégées sur des séquences de 15 minutes (moyenne, variance, dissymétrie et aplatissement) (Dawkins et al., 2009).

L'« **Optical Flow** » a été utilisé dans 24 bâtiments de 33 000 à 35 000 poulets de chair. Les données générées quotidiennement sur 35 jours sont significativement corrélées au % de mortalité (% élevé), du score de démarche (mauvaise démarche) et à la prévalence des brûlures de tarsi (score de sévérité élevée) (Dawkins et al., 2012) et de pododermatites (Dawkins et al., 2013). Selon Dawkins et al. (2013), les animaux avec un bien-être dégradé ont une moyenne de flux réduite tandis que la dissymétrie et l'aplatissement de la courbe de distribution des flux sont augmentés, suggérant l'existence de mouvements anormaux : par exemple, si la distribution est déplacée vers les valeurs basses, cela signifie que les poulets bougent moins que la moyenne. Les valeurs élevées du coefficient d'aplatissement signent l'existence de déplacements extrêmes correspondant à des mouvements très lents dus aux animaux atteints de boiteries.

D'autre part, l'étude de Colles et al. (2016) montrent sur 31 lots de poulets de chair étudiés, que le système Optical Flow permet de détecter des lots positifs à *Campylobacter* dans les 7 à 10 premiers jours du lot. Les lots positifs à *Campylobacter* bougent moins (moyenne de flux réduite) et le coefficient d'aplatissement (kurtosis) est plus élevé par rapport aux lots négatifs à *Campylobacter*.

« **eYeNamic®** » est un système d'analyse d'image basé sur 3 caméras installées en élevage (Figure 1), permettant d'évaluer l'activité et la distribution des animaux dans le bâtiment sur toute la durée du lot. Les images sont divisées en plusieurs zones de pixels. Le taux d'occupation des volailles est calculé pour chacune des zones par le ratio entre le pourcentage de pixels représentant un poulet (pixels allumés) et le nombre total de pixels de la zone. L'activité est évaluée de la même manière que pour l'Optical Flow, par l'analyse de la variation de brillance à l'échelle du groupe d'animaux (De Montis.A et al., 2013). Kashiha et al. (2013) ont utilisé ce dispositif eYeNamic® pour proposer une méthode de détection en temps réel de dysfonctionnement en élevage, comme des problèmes de ventilation ou de distribution d'aliment dans le bâtiment par exemple. L'algorithme a détecté avec succès des événements dans 95% des cas (comparaison entre l'alarme généré et les événements relevés par l'éleveur).

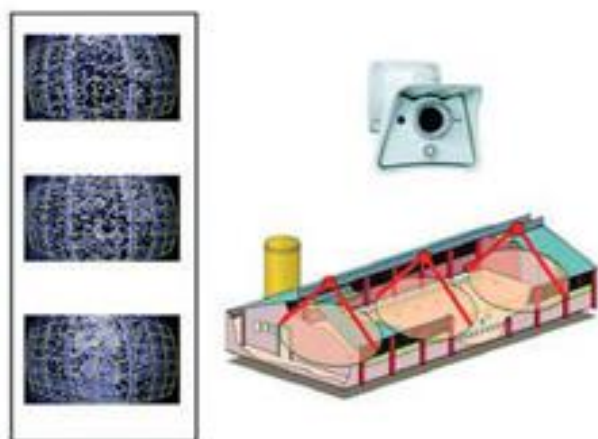


Figure 1 : Position des 3 caméras eYeNamic® et champ de vision associé (source : De Montis A. et al., 2013)

De même, Youssef et al. (2015) ont utilisé ce système eYeNamic® pour prédire les variations d'activité des animaux en fonction de la température d'entrée et du niveau de ventilation (sur des poulets âgés de 7 jours et dans des chambres métaboliques avec 9 poulets par chambre). Aydin et al. (2010) ont aussi testé ce même système d'analyse d'image permettant de quantifier l'activité des animaux pour évaluer des boîtes en poulets de chair. Dans cette étude, les animaux avec des scores de démarche élevés (les moins bons scores) présentent des niveaux d'activité significativement inférieurs par rapport aux animaux avec des scores de démarche plus faible (meilleurs scores de démarche).

Les deux exemples « **Optical Flow** » (développé par l'Université d'Oxford et non encore commercialisé) et « **eYeNamic®** » (mise au point par l'Université de Leuven et commercialisé par Fancom) **évaluent ainsi quantitativement des variations d'activité du lot de volailles** (à l'échelle du groupe) mais ne permettent pas de rendre compte de manière directe du bien-être des animaux. Pour ce faire, des suivis individualisés sont nécessaires.

3.2. Analyse à l'échelle de l'individu : Tracking individuel

D'autres techniques sont utilisées permettant la détection et le suivi individuel, aussi appelé tracking. Cette dernière permet le relevé d'informations à l'échelle de l'individu comme la localisation de l'animal, la distance parcourue, ou la vitesse de déplacement par exemple.

Solutions avec port de tag sur les animaux

Les solutions EthoVision et TrackLab sont commercialisées par la société Noldus et réalisent du tracking sur de petits groupes d'animaux. Ces solutions nécessitent d'équiper individuellement les animaux de tag pour être suivis. Différentes technologies de tag peuvent

être utilisées mais dans certains cas, le port de tag n'est pas adapté aux jeunes poussins (Van Der Sluis et al., 2019). Toutefois, ces systèmes sont uniquement adaptés à des études expérimentales (Lucas et al., 2001).

Solutions sans port de tag sur les animaux

Plusieurs étapes sont nécessaires pour la mise au point de solutions de tracking sans port de tags.

La première étape du tracking est la **détection d'individus** sur chaque image de la vidéo (exemple Figure 3). Pour la détection d'individus, la segmentation (découpage d'objet) est une solution classique, qui regroupe différentes méthodes (2 exemples :

- la méthode du *seuillage sur les couleurs* : un pixel clair correspond à un animal et un plus sombre à autre chose qu'un animal et
- la méthode de l'*érosion ou dilatation* pour garder certaine taille d'objets que l'on souhaite détecter).

Ces méthodes classiques fonctionnent à faible densité animale mais sont sensibles à l'éclairement car elles sont basées sur l'intensité (=brillance) des pixels. Même si l'on peut déterminer avec ces méthodes si un pixel appartient à un poulet ou au sol, il reste compliqué de déterminer à quel poulet il appartient lorsque deux animaux sont proches par exemple.

Face aux limites des méthodes de segmentation classiques, par exemple dans le cas de densité animale plus élevée et dans tous les cas, les chercheurs ont aujourd'hui recours à l'Intelligence Artificielle (IA) (voir définition dans l'encadré ci-dessous). Par exemple, la société COPEEKS® commercialise aujourd'hui un système de tracking de volailles utilisant l'IA dite supervisée. L'IA supervisée permet l'apprentissage de la machine en lui montrant des milliers d'exemples étiquetés et catégorisés. La machine devient ainsi capable de classer correctement la plupart des images qui lui sont montrées (LeCun Y., 2016). Une base de données

Qu'est-ce que l'Intelligence Artificielle (IA) ?

« L'Intelligence Artificielle est un ensemble de techniques permettant à des machines d'accomplir des tâches et de résoudre des problèmes normalement réservés aux humains et à certains animaux. Les tâches relevant de l'IA sont parfois très simples pour les humains [...] mais elles requièrent parfois de la planification complexe. [...] L'intelligence artificielle est presque toujours associée aux capacités d'apprentissage. C'est grâce à l'apprentissage qu'un système intelligent capable d'exécuter une tâche peut améliorer ses performances avec l'expérience. C'est grâce à l'apprentissage qu'il pourra apprendre à exécuter de nouvelles tâches et acquérir de nouvelles compétences. »

(LeCun Y., 2016)

d'images caractérisées est nécessaire pour l'apprentissage du modèle, mais celle-ci c'est plus utile lorsque le modèle est jugé fonctionnel. La détection basée sur l'IA est bien plus robuste et rapide que les méthodes classiques. La limite majeure de l'IA est que des machines plus puissantes (dimensionnement du processeur) et performantes sont nécessaires pour permettre des calculs plus nombreux et parfois plus complexes.

L'étape suivant la détection est **le tracking (le suivi d'individus)**. Il ne nécessite pas spécialement d'utiliser l'IA, les méthodes classiques peuvent être utilisées.

Récemment, une équipe chinoise a commencé à réaliser du tracking sans marquage sur un faible nombre de poules pondeuses (nb=5) dans des conditions contrôlées (Wang et al., 2016). En filière porcine, les systèmes de tracking sans marquage des animaux sont performants et permettent déjà d'évaluer l'état de santé des porcelets à partir de l'activité individuelle (exemple du système Smart Tracking développé par l'entreprise québécoise Ro-main) (Marcon, 2019).



Figure 3 : exemple de détection de poussins (source : ITAVI)

4. Le son pour évaluer le bien-être et la santé des animaux

4.1. Traitements de bandes sonores

Les vocalisations des volailles sont des signaux acoustiques, dont la structure reflète l'état émotionnel des individus qui les émettent. Les premières vocalisations peuvent être émises *in ovo* (Kostoglou et al., 2017). L'espèce *gallus gallus* adulte exprime 24 cris différents pour communiquer. Les poussins de 2 à 3 jours ont un répertoire de 5 vocalisations : confort (Figure 4-A) détresse (Figure 4-B), trille de plaisir (Figure 4-C), de peur (Figure 4-D) ou de blottissement (Figure 4-E), (Michaud et al, 2019). Les cris sont très courts (en dixième de seconde) et ont des fréquences comprises entre 2000 Hz et 5000 Hz environ.

L'étude scientifique des vocalisations requiert une description basée sur des paramètres physiques du signal sonore (paramètres mesurables et/ou calculables) car l'utilisation exclusive de descripteurs verbaux (exemple : rond, chaud, agressif, ...) peut être ambiguë, peu informative et peu fiable. Aujourd'hui, le traitement digital du signal sonore permet diverses descriptions numériques et examens statistiques des vocalisations des animaux (Manteuffel et al, 2004). Toutefois, l'extraction des bons signaux et en quantité suffisante issus des vocalisations des animaux reste un problème à ce jour et des procédures bien adaptées sont requises, notamment de débruitage (extraction de bruits parasites, comme les bruits de ventilation par exemple). Selon Michaud et al. (2019), les cris peuvent être identifiés visuellement sur des représentations en temps-fréquence appelées spectrogrammes (exemple Figure 4).

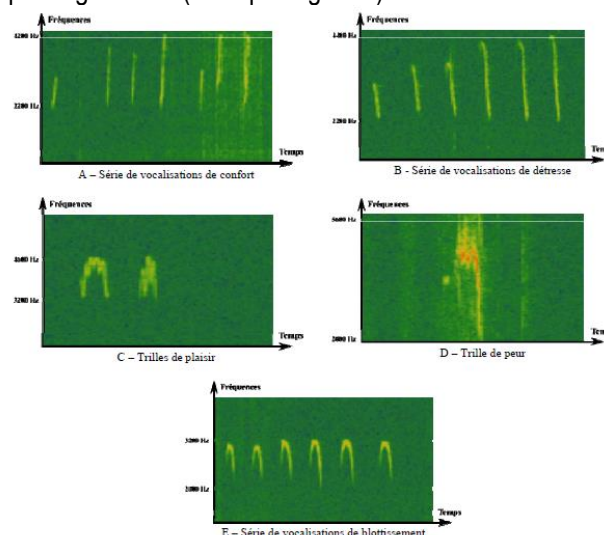


Figure 4 : exemple de spectrogrammes pour 5 vocalisations différentes [réalisés avec Sonic Visualizer] (source : Michaud et al., 2019)

Des indicateurs sonores peuvent aussi être calculés pour chacune des vocalisations à partir du spectre d'énergie (répartition de l'énergie contenue par fréquence dans le cri - Figure 5). Par exemple :

- Le centre de gravité spectral (en Hertz) : mesure la répartition de l'énergie en fréquence de la vocalisation et indique la bande de fréquences impliquée dans la vocalisation ;
- L'étalement fréquentiel (en Hertz) est calculé autour du centre de gravité et indique si plus ou moins de fréquences sont impliquées dans la vocalisation ;
- La fréquence instantanée (en Hertz) permet de suivre les variations de la fréquence au cours du temps ;
- Le temps moyen indique autour de quel instant est distribué l'énergie du signal

- Le facteur de crête est une mesure de la dynamique du signal. Il compare l'amplitude maximal du signal à son écart-type.
- Le niveau sonore relatif (en Décibel) est une mesure se rapprochant de la perception humaine de l'intensité du son généré.

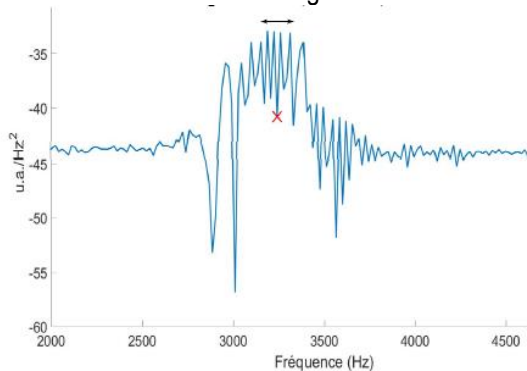


Figure 5: exemple de spectre d'énergie d'un cri de poussin, son centre de gravité (*) et de son étalement fréquentiel (<->) (source : Michaud et al., 2019)

4.2. Etudes acoustiques réalisées et solutions développées

L'étude globale de divers indicateurs acoustiques des sons émis par les volailles permet de connaître d'état général des volailles. L'étude de ces indicateurs acoustiques a permis de mettre en évidence dans des travaux récents, une relation inverse entre le poids vif des animaux et le pic de fréquence d'émission de leurs vocalises. Ceci pourrait permettre à l'éleveur, selon les auteurs, d'identifier précocement une dégradation des performances des volailles ou prédire le poids des animaux à l'abattage (Fontana et al., 2014 ; Carpentier et al., 2017).

Plus précisément, les études acoustiques sont intéressantes pour détecter des symptômes respiratoires. Somo+ est un outil commercialisé par SoundTalks qui permet un comptage du nombre de toux chez le porc dans l'objectif de suivre la santé respiratoire des porcs. Il est associé à un système d'alerte pour l'éleveur (Berckmans et al., 2015). Ce système est aussi développé et testé en poulet de chair et est basé sur le niveau d'intensité sonore qui permettent de détecter des états de stress ou de panique ou encore des bruits anormaux dans l'élevage (Davies, 2016).

La caractérisation plus fine des vocalisations permet la mesure d'indicateurs du bien-être reflétant l'état émotionnel des volailles (cri d'alerte, toux...). Par exemple, des équipes se sont attachées à identifier les rôles, symptômes caractéristiques des infections respiratoires en volailles (Rizwan et al. 2016 ; Carroll et al., 2014). Ces deux équipes ont travaillé sur des effectifs de 6 poulets en isolateur, infectés ou non par le virus de bronchite infectieuse. Une classification manuelle des séquences sonores a été réalisée pour identifier les rôles

caractéristiques de cette pathologie respiratoire. Les algorithmes résultant de leurs recherches permettent une bonne correspondance entre les rôles identifiés automatiquement et ce que l'homme perçoit. Toutefois, certains bruits parasites génèrent de fausses détections. Une récente étude a mis au point, en conditions expérimentales, un algorithme de détection d'éternuement sur des groupes de 36 à 15 poulets de chair, avec une précision de 88% et 67% de sensibilité (Carpentier et al., 2019).

Tout comme les travaux en imagerie, les techniques d'intelligence artificielle se développent pour le traitement de signaux sonores.

Conclusion

Ces nouvelles technologies favorisent ainsi une prise en charge plus rapide des animaux grâce à l'analyse fine qu'elles permettent. Les offres commerciales sont encore limitées mais les travaux de recherche en cours dans les deux disciplines (acoustique et imagerie) présagent d'évolutions à venir très intéressantes, avec notamment en imagerie le tracking individuel sans marquage des animaux. L'acoustique fait ses débuts en élevage avec quelques études recensées en porcs et en volailles. Le développement de l'intelligence artificielle permettra de nouvelles avancées en terme de traitement de signal.

Des travaux sont en cours, pilotés par l'ITAVI, sur le tracking individuel et l'acoustique au service du bien-être animal (projet EBroilerTrack).

Pour en savoir plus :

<https://www.itavi.asso.fr/content/mise-au-point-de-mesures-automatisees-dindicateurs-du-bien-etre-et-de-la-sante-des-volailles>

Références bibliographiques

- Aydin A., Cangar O., Eren Ozcan S., Bahr C., Berckmans D. ; 2010. Application of a fully automatic analysis tool to assess the activity of broiler chickens with different gait scores. Computers and electronics in Agriculture. Volume 73, issue 2, pp 194-199.
- Berckmans Dries, Hemeryck M., Berckmans Daniel, Vranken E., Van Waterschoot T. ; 2015. Real-time Sound analysis for health monitoring in Livestock. International Symposium on animal Environment and Welfare.pp 23-26. China.
- Carroll BT., Anderson DV., Daley W., Harbert S., Britton DF., Jackwood MW. ; 2014. Detecting symptoms of diseases in poultry through audio signal processing. IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP).
- Carpentier L., Norton T., Berckmans Dries, Fontana I., Guarino M., Vranken E., Berckmans D. ; 2017. Frequency Analysis of Vocalisations to Monitor Broiler Chicken Production Performance in Real-Life Farm Conditions. 8th European Conference on Precision Livestock Farming ; pp138-146.Disponible sur: <https://lirias.kuleuven.be/handle/123456789/599760>
- Carpentier L., Vranken E., Berckmans D., Paeshuyse J., Norton T. ; 2019. Development of sound poultry health monitoring tool for automated sneeze detection. Computers and electronics in agriculture 162, 573-581.
- Colles FM., Cain RJ., Nickson T., Smith AL., Roberts SJ., Maiden MC., Lunn D., Dawkins MS. ; 2016. Monitoring chicken flock behavior provides early warning of infection by human pathogen *Campylobacter*. The royal society publishing. 13;283 (1822).
- Davies J., 2016. How sound technology detects health problems in broilers. Farmers weekly.
- Dawkins MS ; 1998. Evolution and Animal Welfare. The Quarterly Review of Biology ;73(3):305-28.
- Dawkins MS.,Lee H-J., Waitt C D., Roberts S J. ; 2009. Optical flow patterns in broiler chicken flocks as automated measures of behavior and gait. Applied Animal Behaviour Science 119, pp 203-209.
- Dawkins MS., Cain R., Roberts SJ. ; 2012. Optical flow, flock behaviour and chicken welfare. Animal Behaviour. 2012 ; 84(1):219-23.
- Dawkins MS., Cain R., Merelie K., Roberts SJ. ; 2013. In search of the behavioural correlates of optical flow patterns in the automated assessment of broiler chicken welfare. Applied Animal Behaviour Science ;145(1):44-50.
- De Montis.A, Pinna.A, Barra.M et Vranken.E, 2013. Analysis of poultry eating and drinking behavior by eYeNamic. Journal of agricultural engineering ; volume XLIV (s2):e33
- Fontana I, Tullo E, Butterworth A, Guarino M. Broiler vocalisation analysis used to predict growth. 2014 ; Proceedings of Measuring Behavior, Wageningen, The Netherlands.
- Hostiou N., Allain C., Chauvat S., Turlot A., Pineau C., et Fagon J. ; 2014. L'élevage de précision : quelles conséquences pour le travail des éleveurs ? ; INRA Productions animales, 27 (2), 113-122.
- Ignjatovic J., Sapats S. ; Avian infectious bronchitis virus: -EN- -FR- -ES-. Revue Scientifique et Technique de l'OIE. 1 août 2000;19(2):493-508.
- Kashiha M, Pluk A, Bahr C, Vranken E, Berckmans D. Development of an early warning system for a broiler house using computer vision. Biosystems Engineering. 1 sept 2013;116(1): 36-45.
- Kostoglou K., Van Dongen W F D., Lees D., Maguire G S. and Weston M A. ; 2017. Acoustic cues from within the egg do not heighten depredation risk to shorebird clutches. Behavioural ecology, 28(3), pp 811-817.
- Lang.A, Perrot.C, Dupraz.P, Tregaro.Y et Rosner P-M, 2015. Les emplois liés à l'élevage français. GIS élevage demain.
- LeCun Y. ; 2016. Les enjeux de la Recherche en Intelligence Artificielle. Chaire informatique et sciences numériques 2015-2016. En ligne : [file:///C:/Users/Pauline/Downloads/lecun-enjeux-de-lintelligence-artificielle-20150201vF%20\(1\).pdf](file:///C:/Users/Pauline/Downloads/lecun-enjeux-de-lintelligence-artificielle-20150201vF%20(1).pdf)
- Lucas PJJ, Andrew J. Spink et Tegelenbosh J. ; 2001. EthoVision : A versatile video tracking system for automation of behavioral experiments. Behavior Research Methods, Instruments & Computers. 33, 398-414.
- Manteuffel G, Puppe B, Schön PC. Vocalization of farm animals as a measure of welfare. Applied Animal Behaviour Science. 1 sept 2004;88(1):163-82.
- Marcon M. ; 2019. Smart Tracking surveille l'activité des porcs. Réussie Porc/tech Porc (FRA), n°272, p17-18.

Références bibliographiques

- Marcon M. ; 2019. Smart Tracking surveille l'activité des porcs. Réussie Porc/tech Porc (FRA), n°272, p17-18.
- McGrath N, Dunlop R, Dwyer C, Burman O, Phillips CJC. Hens vary their vocal repertoire and structure when anticipating different types of reward. *Animal Behaviour*. 1 août 2017;130:79-96.
- Michaud.F, Creach.P, Brouard.B, Gazengel.B, Simon.L, Collin.A, Métayer-Coustard.S, Travel.A, 2019. Vocalisations du poussin : développement d'une méthode d'enregistrement et d'analyse. Journées de la recherche avicoles et palmipèdes à Foie Gras, Tours, 20 et 21 mars 2019.
- Rizwan M, Carroll BT, Anderson DV, Daley W, Harbert S, Britton DF, et al. Identifying rale sounds in chickens using audio signals for early disease detection in poultry. In: 2016 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP). 2016. p. 55-9.
- Rowe.L, Dawkins.M and Gebhardt.S ; 2019. A systematic review of precision livestock farming in the poultry sector : is technology focused on improving bird welfare ?
- Van Der Sluis M., De Klerk B., Ellen E D., De haas Y., Hijink T., Rodenburg T B ; 2019. Validation of an Ultra-Wideband Tracking System for recording Individual Levels of activity in broilers. *Animals*, 9, 580.
- Wang C, Chen H, Zhang X, Meng C. Evaluation of a laying-hen tracking algorithm based on a hybrid support vector machine. *Journal of Animal Science and Biotechnology*. 12 oct 2016;7:60.
- Youssef A, Exadaktylos V, Berckmans DA. Towards real-time control of chicken activity in a ventilated chamber. *Biosystems Engineering*. 1 juill 2015;135:31-43.

Image and sound analysis to monitor poultry welfare

Ensuring that consumers are reared in a way that respects animal welfare is the basis of a poultry farmer, but civil society is calling for more transparency in practices. Responses to societal expectations must be combined with the competitiveness of poultry meat production as it is globalized and highly competitive sector. The concept of animal welfare and health can be assessed using different methods and new technologies. Those technologies present an opportunity to carry out continuous and real-time measurements without disturbing the animals in their living area. Image and sound processing allows more precise and frequent analyses than those performed by humans. These new technologies help to strengthen surveillance and reactivity during health events or changes in animal behaviour through predictive analysis. With image analysis, most of the work conducted uses methods to measure general variations in activity at at group level. Work in progress is moving towards individual tracking without tag in order to collect welfare and health indicators for each animal observed. Acoustic is at research level in livestock with few studies in pigs and poultry. The development of artificial intelligence will allow new advances in signal processing.