



HAL
open science

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

Pauline Creach, Henry Brunet, Didier Concordet, Pajusco Nicolas, Mickaël Riou, Mohammed El Jabri, Elodie Doutart, Isabelle Bouvarel

► To cite this version:

Pauline Creach, Henry Brunet, Didier Concordet, Pajusco Nicolas, Mickaël Riou, et al.. L'analyse d'image et sonore pour le relevé d'indicateurs de bien-être et de santé des volailles. *Innovations Agronomiques*, 2024, 94, pp.344-358. 10.17180/ciag-2024-vol94-art23 . hal-04617675

HAL Id: hal-04617675

<https://hal.inrae.fr/hal-04617675>

Submitted on 19 Jun 2024

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.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License



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

CREACH Pauline¹, BRUNET Henry², CONCORDET Didier², PAJUSCO Nicolas³, RIOU Mickaël⁴, EL JABRI Mohammed⁵, DOUTART Elodie⁵, BOUVAREL Isabelle¹

¹ ITAVI, institut technique des filières avicole, cunicole et piscicole, 7 rue du Faubourg Poissonnière, 75009 Paris, France.

² Unité Mixte de Recherche INTHERES, Innovations Thérapeutiques et Resistances 1436 INRAE-ENVT, Ecole National Vétérinaire de Toulouse, 23 chemin de Capelles, 31076 Toulouse, France

³ Laboratoire d'Acoustique de l'Université du Mans (LAUM), UMR 6613, Institut d'Acoustique - Graduate School (IA-GS), CNRS, Le Mans Université, France

⁴ INRAE, Institut National de Recherche pour l'Agriculture, l'alimentation et l'environnement, Unité Expérimentale 1277 plateforme infectiologie expérimentale, Centre Val de Loire, 37380 Nouzilly

⁵ IDELE, Institut de l'élevage, 149 rue de Bercy, 75012 Paris, France

Correspondance : creach@itavi.asso.fr

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 permet 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. Le projet EBroilerTrack piloté par l'ITAVI a permis de réaliser des preuves de concept prometteuses en imagerie et en acoustique en conditions contrôlées d'élevage de poulets de chair. En imagerie, des algorithmes d'analyse d'images permettant le suivi individuel des poulets de chair en élevage ont été développés dans le but de relever des indicateurs de bien-être et de santé pour chaque animal observé. Les performances de ces derniers sont présentées dans cet article. En acoustique les travaux menés ont permis de montrer l'intérêt de l'analyse acoustique pour la détection précoce de pathologies chez le poulet de chair, dans le cas précis de la bronchite infectieuse.

Mots-clés : bien-être, santé, volaille, analyse d'image, acoustique

Abstract: Analysis of images and sounds as indicators of welfare and health of poultry

Guaranteeing consumers that poultry farming respects animal welfare is the heart of the poultry farmer, but civil society is demanding greater transparency in farming practices. Meeting society's expectations must go hand in hand with the competitiveness of poultry meat production, which is globalised and highly competitive. The notion of animal health and welfare can be assessed using a variety of methods, and new technologies offer an opportunity to take continuous measurements in real time, without disturbing the animals in their living environment. Image and sound processing enables finer and more frequent analyses than those carried out by humans. These new technologies are helping to improve monitoring and responsiveness to health problems or changes in animal behaviour through predictive analysis. The EBroilerTrack project led by ITAVI has produced promising proofs of concept in imaging and acoustics under controlled broiler rearing conditions. In the field of imaging, image analysis algorithms have been developed to monitor individual broiler chickens on the farm, with the aim of identifying welfare and health



indicators for each animal observed. The performance of these algorithms is presented in this article. In the field of acoustics, the work carried out has demonstrated the benefits of using acoustic analysis to monitor the health and well-being of broilers, in the specific case of infectious bronchitis.

Keywords: welfare, health, poultry, image analysis, acoustics

1. Introduction

La sensibilité croissante des citoyens à la façon dont sont élevés les animaux pousse la filière avicole à mettre en place des moyens pour rendre compte du bien-être et de la santé des volailles. Des méthodes existent pour évaluer le bien-être animal en élevage. Elles consistent en l'application de protocoles de mesure du bien-être, basés sur l'observation ponctuelle des animaux, par des personnes formées. Ainsi, de nombreux chercheurs s'intéressent à la possibilité d'utiliser les nouvelles technologies pour évaluer et rendre compte du bien-être des animaux en élevage. L'avantage de ces outils est de permettre des collectes de données plus régulières, sans causer de stress aux animaux, de manière plus objective, parfois plus fines (échelle individuelle) et moins chronophage que les méthodes utilisées traditionnellement par un observateur humain (Créach *et al.*, 2019). Ainsi des actions correctives peuvent être mises en œuvre par l'éleveur si besoin en cours de lot. Utiliser l'analyse d'image ou du son permettrait également d'identifier un problème (sanitaire ou de bien-être) de façon plus précoce pour agir plus rapidement et limiter la propagation de la pathologie à l'ensemble du lot de volaille et ainsi réduire les coûts directs et indirects associés (limiter l'usage des antibiotiques, les chutes de croissance et les mortalités d'animaux par exemple).

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). L'utilisation de microphones semble être moins répandu 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 (vocalisation de détresse, de confort, de peur, par exemple - Dawkins, 1998 ; Michaud *et al.*, 2019). Ces vocalisations qui peuvent même être émises quelques heures avant l'éclosion, sont bien distinctes du chant, qui apparaît plus tard dans la vie de la volaille (Wood-Gush, 1971). D'autres types de sons peuvent être émis par les volailles en cas de pathologie et traduisent donc directement l'état de santé de l'animal, comme les râles et les étouffements. Ces symptômes respiratoires peuvent être entendus et reconnus à l'oreille humaine mais lorsque la maladie est déjà bien installée. Les agents pathogènes du système respiratoire des poulets peuvent être des virus (maladie de Newcastle, Bronchite Infectieuse : IBV, coronavirus aviaire par exemple), des bactéries (*Mycoplasma* spp., *Bordetella* spp. par exemple) ou des champignons (*Aspergillus* spp.) (Dal Pozzo, 2019).

Il est déjà possible d'utiliser l'analyse d'image pour suivre l'évolution de l'activité des volailles et leur répartition dans le bâtiment, à l'échelle du groupe ou de l'individu. Une première approche est basée sur le pourcentage de pixels dont la couleur change au fil des images successives d'une vidéo. Elle permet d'évaluer l'activité du groupe de poulets (Fraess *et al.*, 2016 ; Dawkins *et al.*, 2021). Les données générées ont par exemple été corrélées avec le portage des poulets de la bactérie *Campylobacter* (Colles *et al.*, 2016), l'apparition de pododermatites et de brûlures de tarsi (Dawkins *et al.*, 2017 ; Peña Fernández *et al.*, 2018) et les scores de démarche des poulets (Silvera *et al.*, 2017). Cette liste d'articles est loin d'être exhaustive. Une société a mis sur le marché la solution EyeNamic, basée sur cette approche (De Montis *et al.*, 2013). L'inconvénient de cette méthode est qu'elle est basée sur l'analyse du changement de couleur des pixels et non sur l'analyse directe du comportement des animaux. Une seconde approche d'analyse d'images consiste à effectuer un suivi individuel des volailles. Certains chercheurs ont effectué un suivi individuel des animaux sur des groupes de 20 individus et pendant une période limitée (10



minutes), comme Collins en 2008. Une société française a récemment mis sur le marché une solution basée sur cette approche (Copeeks) mais aucune publication n'est disponible sur la méthodologie utilisée et les performances de la solution proposée. Les vidéos disponibles ne sont effectuées que sur de très courtes durées (30 secondes). L'approche avec portage de puces RFID (*Radio Frequency Identification*) par les animaux (Siegford *et al.*, 2016 ; Sales *et al.*, 2015 ; Feiyang *et al.*, 2016 ; Li *et al.*, 2020 ; Oliveira *et al.*, 2019) permet, comme le *tracking* visuel, de collecter l'activité individuelle des animaux (vitesse, accélération, temps passé à proximité d'un équipement spécifique, etc.). Bien que la fiabilité de cette solution soit intéressante pour évaluer le bien-être, il n'est pas envisageable de l'utiliser en élevage commercial. Le retrait du dispositif demande de manipuler les animaux porteurs de puces RFID et ceci apparaît chronophage et laborieux pour un éleveur. Les développements réalisés en analyse d'image pour évaluer l'activité des volailles montrent que les outils développés demeurent perfectibles et encore au stade de prototype. Bien que des dispositifs se développent, il n'existe pas aujourd'hui de système adapté aux densités d'élevage commercial et permettant la collecte d'informations individuelles pour le calcul d'indicateurs de bien-être des poulets.

Récemment des systèmes d'analyse acoustique ont été développés pour la détection de maladies respiratoires chez les porcs (Chedad *et al.*, 2001 ; Chung *et al.*, 2013) et les veaux de boucherie (Carpentier *et al.*, 2018 ; Vandermeulen *et al.*, 2016). En volailles, l'analyse acoustique pour la détection des symptômes respiratoires a aussi été étudiée (Carroll *et al.*, 2014 ; Rizwan *et al.*, 2017 ; Banakar *et al.*, 2016). En dehors de Carpentier *et al.*, (2019), qui a travaillé sur un groupe de 500 poulets mais uniquement sur la détection des étternuements, les articles précédemment listés concernent des essais conduits sur de petits groupes d'animaux ou des volailles prises individuellement.

L'objectif principal de cet article est de synthétiser les résultats obtenus au sein du CASDAR (Compte d'Affectation Spécial Développement Agricole et Rural) Recherche Technologique EBroilerTrack de 2018, piloté par l'ITAVI. Un premier objectif de cet article est de faire état des performances actuelles d'un nouveau système de *tracking* par imagerie développé dans ce projet, utilisant l'intelligence artificielle et permettant le suivi individuel des poulets de chair en élevage commercial. Les trois autres objectifs de cet article sont 1/ d'identifier des différences entre les groupes infectés et non infectés par la Bronchite Infectieuse (BI) 2/ de caractériser d'un point de vue acoustique, les symptômes respiratoires de la BI (étternuement et râle) chez les animaux malades et 3/ de développer un algorithme de détection automatique de ces symptômes.

2. Matériel et Méthodes

2.1 Algorithmes de détection et de *tracking* individuel des poulets par imagerie

2.2.2. Principe général et détermination des zones d'intérêt

La méthode de *tracking* développée se compose de deux parties indépendantes. La première correspond à la détection individuelle de chaque poulet présent sous le champ de la caméra. Un réseau de neurones convolutifs permet cette détection. Il a été entraîné sur une base de données comprenant près de 1 000 images, soit plus de 10 000 poulets. Un tel modèle de détection permet d'être moins sensible aux conditions d'éclairage et variations de contraste et sépare plus facilement les poulets attroupés, comparé à une méthode de détection de vision par ordinateur traditionnelle (non basée sur de l'apprentissage) (O'Mahony *et al.*, 2019). A l'issue de cette étape de détection, la position et la taille de chaque poulet est disponible (cf. partie 1.1.2). La deuxième étape consiste à suivre chaque poulet détecté d'une image à l'autre (étape de *tracking*). Pour cela un identifiant unique est attribué à chaque animal dès son arrivée dans le champ de la caméra. A chaque instant et en se basant sur les positions passées de chaque poulet, l'algorithme est alors capable de prédire la position de chaque animal sur la prochaine image. Chaque poulet détecté sur cette nouvelle image se voit alors affecté l'identifiant du poulet dont la position estimée est la plus proche de lui.

Des zones d'intérêt sont déterminées dans le champ de vision de la caméra pour connaître la fréquentation individuelle de ces zones (nombre de passages et durée des passages dans la zone). La zone mangeoire est définie par un cercle autour de chaque mangeoire et la zone d'abreuvement par un rectangle autour des lignes de pipettes (cf. Figure 1). Le traçage des zones d'intérêt est réalisé une fois et manuellement. Des perspectives de développement sont envisagées pour détecter automatiquement les mangeoires et lignes de pipettes dans le champ de vision. Il est aussi possible de définir une zone autour d'un enrichissement pour en connaître sa fréquentation, de la même manière que pour les autres zones. Un rectangle est automatiquement tracé autour de chaque poulet identifié et la longueur ainsi que la largeur de chaque rectangle sont enregistrées. Les zones mangeoire et abreuvoir sont délimitées par 75 % la longueur de ce rectangle au-dessus de chaque poulet. Ainsi, lorsque 75 % de la longueur du rectangle est inclus dans la zone, le poulet est comptabilisé comme fréquentant la zone d'intérêt.



Figure 1 : Exemple de zonage mangeoires et pipettes (traçage en bleu) [crédit photo ITAVI]

2.2.3. Données individuelles générées par les algorithmes

Les données générées par ces algorithmes de *tracking* sont listées dans le Tableau 1 ci-dessous. La surface disponible par animal correspond à la surface des cellules de Voronoï ou la surface maximale du polygone sur la Figure 2, contenant un poulet de chair sans croiser une autre cellule. Un animal qui bouge ou ses voisins modifie sa cellule de Voronoï. Il existe une faible imprécision sur la détection qui crée un mouvement permanent faible de l'animal. Ainsi, un animal est considéré comme actif au-delà du seuil fixé sur des poulets immobiles au 95^{ème} quantile des distances parcourues (plus d'imprécision sur les gros poulets). Il est considéré comme immobile lorsque sa distance est inférieure au 95^{ème} quantile.

Tableau 1 : Liste des indicateurs générés par le *tracking* individuel des poulets par imagerie

INDICATEURS GÉNÉRÉS	UNITÉ
Distance parcourue	cm/poulet
Vitesse de déplacement	cm/s/poulet
Durée de la période d'activité	s/poulet
Temps passé dans zone d'intérêt	s/poulet
Temps passé sans bouger	s/poulet
Surface des poulets vue du dessus (=surface du rectangle représentant chaque poulet)	cm ²
Surface disponible par animal (Figure 2)	cm ²



Figure 2 : Exemple de cellules Voronoï, une cellule contenant un poulet de chair [crédit photo ITAVI]



2.2.4. Supports pour la mise au point des algorithmes de détection et de tracking

Différents contextes d'enregistrements et différents matériels ont permis le développement et l'entraînement des algorithmes d'analyse d'image :

- 1/ En conditions expérimentales à l'INRAe de Nouzilly : Deux parquets de poulets ROSS 308 ont été élevés à 2 densités différentes (10 et 20 poulets par m²) jusqu'à 32 jours d'âge. Les 2 parquets étaient dans la même salle et mis en place le même jour. Les images ont été captées par 3 caméras de 2 MP (Mégapixels) par parquet, placées en vue du dessus à 2,5 m. Les animaux étaient parqués strictement sous le champ de la caméra. Ces enregistrements ont été utilisés pour l'analyse des performances du modèle de détection à différentes densités.
- 2/ En conditions commerciales en élevage de poulets ROSS 308 : Trois caméras de 3MP ont été installées à 3 hauteurs différentes (2,5 m qui représente 8,3 m² de surface au sol filmée, 3,7m qui représente 28 m² de surface au sol filmée et 5m qui représente 48 m² de surface au sol filmée) dans un bâtiment commercial d'élevage de 2 060 m², avec 39 140 poulets élevés jusqu'à 45 jours. Les animaux n'étaient pas strictement parqués sous le champ de la caméra et ont été mis en place à une densité de 19 poulets/m². Ces dernières captations ont permis l'analyse des performances du modèle de détection selon différentes résolutions d'animaux (*i.e* hauteurs de caméra et tailles des poulets).

2.2.5. Evaluation du taux de détection et de la qualité du tracking

L'analyse des résultats se porte dans un premier temps sur les performances du modèle de détection et dans un deuxième temps sur les performances du *tracking*. Pour chaque cas particulier (hauteur de caméra spécifique, âge des poulets...) l'analyse est portée sur une dizaine d'images prises régulièrement avec un décalage temporel maximal au sein d'une même vidéo, d'une durée de 8 minutes à 1h43, dans laquelle les poulets étaient actifs. L'analyse porte ainsi sur plus de 1 000 poulets cumulés. Sur chaque image est relevé manuellement le nombre de faux positifs et de poulets non détectés. Pour chaque vidéo sont calculés la sensibilité et le taux de fausses découvertes (FDR= *False Discovery Rate*). L'analyse portant sur le *tracking* est effectuée sur des vidéos de 100 secondes (soit 1 000 images analysées). L'élément qui permet de mesurer la qualité du *tracking* est le nombre d'erreurs d'identification (EI). Un poulet perd son identifiant ou l'échange avec un autre. Le nombre de vrais négatifs n'existe pas (pas de poulet détecté où il n'y en a pas) dans le domaine de l'analyse d'images pour la détection de poulets. Il n'est donc pas possible d'évaluer par exemple la spécificité des tests. L'objectif étant d'avoir un minimum de faux positifs et de faux négatifs tout en détectant un maximum d'animaux présents. Les tests de détection sont calculés avec les formules suivantes :

$$\text{Sensibilité} = \frac{VP}{VP + FN} = \frac{\# \text{bonnes détections}}{\# \text{poulets}}$$

$$\text{FDR} = \frac{FP}{VP + FP} = \frac{\# \text{fausses détections}}{\# \text{détections}}$$

VP : vrais positifs, FN : faux négatifs, FP : faux positifs, # : nombre

2.2 Mesures automatisées d'indicateurs sonores chez les volailles, cas de la Bronchite Infectieuse

2.2.6. Design expérimental et enregistrements sonores

Les essais ont été réalisés au sein de l'Unité Expérimentale UE-1277 Plateforme d'Infectiologie expérimentale (PFIE) sur du poulet Ross 308 élevé jusqu'à 35 jours (Figure 3). Deux salles ont été mises en place avec 30 poulets par salle : une salle témoin (T) avec des animaux non infectés et une salle BI avec les animaux inoculés avec la Bronchite Infectieuse. La Bronchite Infectieuse (BI) est un coronavirus qui provoque des problèmes respiratoires chez la poule et le poulet. Elle peut provoquer des mortalités embryonnaires, des coquilles déformées et une chute de ponte en poules pondeuses et des problèmes digestifs et de sous-performances en poulets de chair. C'est pourquoi nous avons choisi cette pathologie dans la présente étude pour l'inoculation des poulets en condition expérimentale. Les animaux de la salle BI ont été inoculés à J28 par voie naso-oculaire, soit avec du tampon phosphate salin 1X stérile (lot témoin) soit avec 500 µL IBV à 1 105 EID50 (50% *Embryo Infective Dose* = le titre du virus nécessaire pour produire une infection dans 50 % des embryons inoculés) avec une seringue de 1 mL (gCoV/chicken/Morocco/I38/ 2014). Les deux salles ont été conduites de la même manière. Les suivis virémiques effectués ont confirmé que l'inoculation a bien fonctionné sur tous les animaux 4 jours post inoculation (J32) et de manière systémique sur les tissus. Pour chaque salle, 4 microphones omnidirectionnels 1/4" T.bone MM1 ont été installés à 46 cm du sol, pour être au plus proche des animaux sans leur être accessibles, et répartis uniformément dans l'espace au-dessus des poulets (Figure 3). Les signaux sont enregistrés en continu de J26 à la fin d'élevage à l'aide d'une interface audio 8 canaux Scarlett 18i20 Focusrite. En effet, avant J26 les animaux étaient ensemble avant d'être séparés en deux groupes. Les enregistrements ont été effectués par période de 10 minutes au format .wav pour limiter la taille des fichiers. Le signal est débruité avec un algorithme de soustraction spectrale (Ephraim et Malah, 1984 ; Cappe, 1994) notamment pour enlever le bruit de la ventilation. Ceci a nécessité un enregistrement préalable de ce bruit de ventilation isolé, d'environ 10 à 30 secondes. Le niveau sonore relatif a été calculé sur toute la durée d'élevage des animaux par tranche de 10 secondes, dans les 2 salles (jour et nuit) tel que $L = 20 \text{ Log}_{10} (\sigma / p_{ref})$ avec p_{ref} une pression de référence et σ la variance d'un échantillon sonore de 10 secondes.

Figure 3. Photos de l'installation avec les poussins





2.2.7. Caractérisation des symptômes infectieux

Une base de données de 400 signaux sonores a été préalablement labellisée par 5 experts (vétérinaires et zootechniciens) à partir des bandes sonores de 10 minutes. Au total, 278 signaux ont été labellisés comme des éternuements et 122 comme des râles. Le Tableau 2 présente la liste d'indicateurs acoustiques descriptifs générés à partir des signaux sonores labellisés d'éternuement et de râle. Ces indicateurs retenus pour l'étude sont simples, complémentaires et couramment utilisés pour la description de signaux acoustiques (indicateur d'ordre 0, ordre 1 et 2). Les signaux labellisés ont été traités avec le logiciel R par la réalisation d'une Analyse en Composante Principale (ACP) intégrant les indicateurs acoustiques listés dans le Tableau 2. Cette analyse permet la description des deux symptômes.

Tableau 2. Liste des indicateurs acoustiques calculés

INDICATEUR	DÉFINITION
Amplitude maximale	Valeur la plus importante du signal
Amplitude minimale	Valeur la moins importante
Amplitude moyenne	Moyenne du signal
Variance	Indicateur de dispersion des amplitudes autour de la moyenne
Ecart-type ou valeur efficace	Ecart-type du signal
Facteur de crête	Mesure de la dynamique du signal
Energie du signal	Force du signal

L'estimation de ces indicateurs a été implémentée sous le logiciel Python3.

2.2.8. Développement du modèle de prédiction de symptômes respiratoires

La création d'une base de données avec seulement les événements d'intérêt (éternuement et râle) n'est pas suffisante pour la mise en place d'un modèle de prédiction. Il existe une multitude d'événements sonores provenant des élevages de poulets. Pour cela, une deuxième base de données a été créée avec les mêmes experts. Outre l'éternuement ($n = 271$) le râle ($n = 84$), cette base contient également les classes pépiement ($n = 106$) et autre ($n = 66$). Ces données présentent des événements d'environ 1 s. 60 % de ces données ont été utilisées pour l'apprentissage et les 40 % restants pour tester le modèle de prédiction.

Les signaux sonores utilisés dans cette base ont été transformés. Chaque signal est représenté par la moyenne de ses coefficients cepstraux de la fréquence du Mel (Zheng *et al.*, 2001). Cette fréquence (échelle de Mel) vise à imiter la perception du son par l'oreille humaine et est importante dans l'établissement du modèle de prédiction basé sur l'apprentissage automatique. Le modèle d'apprentissage utilisé dans ce cas est celui d'un réseau de neurones (Perceptron Multicouches MLP). Il s'agit d'un algorithme dont le résultat espéré devrait prévoir aussi fidèlement que possible les 4 classes d'intérêt que nous voulons modéliser (Eternuement, Râle, Pépiement et Autre) en fonction des signaux sonores représentés par leurs coefficients cepstraux. Ce réseau est constitué d'une couche d'entrée (coefficients cepstraux), trois couches cachées et une couche de sortie qui représente la variable à prédire (les 4 classes). Les couches cachées vont servir d'intermédiaire pour modéliser la sortie en fonction des paramètres d'entrée. Leur intérêt est majeur car elles donnent plus de flexibilité au modèle pour qu'il s'ajuste au mieux aux entrées.



3.1 Performances des algorithmes de détection et de *tracking* individuel des poulets par imagerie

2.2.9. 3.1.1. Performances de détection en fonction de l'âge et de la hauteur de caméra

Les vidéos réalisées en élevage commercial ont servi pour l'obtention des résultats suivants. Le Tableau 3 présente les performances de détection pour un âge et une hauteur de caméra donnée. Avec une caméra à 2,5 m, la sensibilité varie de 96,9 % à J12 à 100 % à J39. Lorsque la caméra est positionnée à 3,7 m, ce pourcentage varie de 84,2 % à J12 à 99,8 % à J39. Enfin une caméra à 5 m conduit à des sensibilités de 75,9 % à J12 à 99,5 % à J39. La sensibilité diminue avec la hauteur de la caméra mais augmente avec l'âge des poulets. En effet, le nombre de pixels/poulet (surface du poulet dans l'image) varie avec la hauteur de la caméra (résolution de l'image) et avec son âge. Cette surface varie de l'ordre de 2 500 pixels/poulet pour une caméra à 5 m de haut et des poulets de 12 jours d'âge à 17 500 pixels pour des poulets de 39 jours et une caméra à 2,5 m de haut. Le réseau de neurones qui permet la détection des poulets est sensible à la surface de chaque animal dans l'image. Un réseau de neurones convolutif fonctionne par réductions successives de la taille de l'image analysée. Une image initiale de 1 000 * 1 000 pixels se retrouve réduite à une taille de 22 * 22 pixels. Ainsi, un poulet de 12 jours d'âge filmé par une caméra de 3 MP à 5 mètres de haut possède une surface inférieure à 1,5 pixels à la fin de l'analyse par le réseau de neurones. Plus la surface initiale de l'animal est faible, plus la probabilité de détection de cet animal par le réseau de neurones est faible. Augmenter la hauteur de la caméra afin d'accéder à un champ de vision plus large nécessite alors d'appliquer une transformation d'agrandissement de l'image afin que chaque animal soit suffisamment gros pour être détecté par le réseau de neurones. En contrepartie, l'analyse d'une image plus grande accroît le temps de calcul nécessaire. Augmenter la hauteur de la caméra d'un facteur n entraîne, en plus d'une dégradation de l'image, une augmentation de sa taille et du temps de calcul d'un facteur n^2 . Un compromis doit être trouvé entre temps de calculs et taille du champ de la caméra souhaitée pour filmer un maximum d'animaux et traiter un maximum de durée de vidéo en un minimum de temps. Le Tableau 3 présente les sensibilités sur des images agrandies en fonction de la surface médiane initiale des poulets (en gras dans le Tableau 3, valeur en pixel). Il apparaît une limite entre 3 500 et 4 000 pixels par animal en dessous de laquelle le taux de détection chute fortement.

Tableau 3. Performances de détection de l'algorithme en fonction de la hauteur à 12 jours d'âge (en gras la surface médiane d'un poulet en pixels).

Hauteur	Sensibilité	Sensibilité	Sensibilité
	J12	J26	J39
2,5m	96,9 %	99,2 %	100 %
	4940	11470	17360
3,7m	84,2 %	98,6 %	99,8 %
	3250	5830	8240
5m	75,9 %	98 %	99,5 %
	2800	4090	5830

2.2.10. 3.1.2. Performances de détection en fonction de la densité animale au même âge (J29)

Les vidéos collectées en conditions expérimentales ont servi pour l'obtention des résultats suivants. Le Tableau 4 présente les performances de détection du réseau de neurones en fonction de 2 densités différentes, à 10 et 20 poulets au m². Les pourcentages de détection d'animaux dans le champ de vision diffèrent peu en fonction de la densité (+1 % d'animaux détectés pour le parquet faible densité par rapport



au parquet forte densité). Le taux de fausses découvertes (c'est-à-dire le nombre de fois où le système détecte un animal alors qu'il n'y en a pas) est cependant plus élevé dans le parquet faible densité par rapport au parquet forte densité. Plus la concentration d'animaux est élevée, plus les risques qu'un animal en cache un autre augmentent. La sensibilité s'explique par ces occlusions. La variation du taux de fausses découvertes est dû au fait qu'un faux positif ne peut apparaître que dans une zone sans poulets. Plus il y a d'animaux, moins il y a de zones vides, ce qui laisse moins de place pour les faux positifs.

Tableau 4 : Performances de détection de l'algorithme en fonction de la densité d'animaux au m² à J29

	10 ax/m ²	20 ax/m ²
Sensibilité	99,2 %	98,1 %
Taux de fausses découvertes	6,6 %	4,8 %

2.2.11. 3.1.3. Performances du tracking

Les vidéos réalisées en élevage commercial ont servi pour l'obtention des résultats suivants. Les performances de *tracking* des animaux ont été calculées sur 1 000 images successives. Le nombre d'erreurs d'identification est présenté par animal et par minute (10 images/seconde soit 600 images par minute analysées). Cette valeur traduit la fréquence moyenne d'apparition d'une erreur d'identification par minute. Les résultats sont présentés à la fois pour une captation faite avec un niveau d'activité plus important d'une part sur des poulets de 26 jours, et d'autre part sur des poulets de 39 jours d'âge au repos. A 39 jours d'âge il n'y a presque aucune erreur de *tracking*/animal/minute (0,03). A 26 jours d'âge, moins d'une erreur par animal et par minute a été identifiée (0,67), ce qui équivaut à une erreur toutes les 1 minutes 30 par animal dans le champ de vision. Les performances du *tracking* dépendent de la capacité du modèle à bien détecter tous les animaux, et de l'algorithme de *tracking* à bien identifier chaque animal. Plus l'activité des animaux est importante, plus il y a des difficultés à suivre les animaux. Des erreurs d'identification (un animal qui perd son identifiant) se produisent dans les zones de très forte densité (zone de repos près des murs principalement). C'est également dans ces zones que les faux négatifs apparaissent le plus souvent.

3.2 Résultats des suivis et analyses acoustiques réalisés chez les volailles, cas de la Bronchite Infectieuse

Un total de 2 238 bandes son de 10 minutes ont été collectées sur la salle essai (BI) et 4 263 bandes sur la salle témoin, soit respectivement 373 heures de vidéos et 710 heures de vidéos. Cette différence s'explique par le fait que les enregistrements de la salle essai (BI) n'ont pas été réalisés depuis le démarrage du lot mais ont démarré 2 jours avant l'inoculation des animaux (lors du transfert dans leur salle respective).

2.2.12. 3.2.1. Suivi du niveau d'intensité sonore relatif

Une différence moyenne de 3 dB a été détecté, la nuit dans la salle BI par rapport à la salle témoin sur les 5 jours post-inoculation. Ce résultat traduit une intensité sonore deux fois plus élevée dans la salle essai (BI) comparé à la salle témoin (Figure 4). Ceci traduit également une activité acoustique des poulets plus élevée de nuit dans cette salle. Les symptômes de la Bronchite Infectieuse ont été clairement visibles et audibles par les animaliers à J+3/J+4, or l'étude des niveaux sonores, a montré une augmentation nette de l'intensité dans la salle essai (BI) dès J+2 (Figure 4). Une différence est considérée comme significative à partir de 2 dB. Ceci correspond à une augmentation de l'intensité sonore de 50 % (intensité sonore équivaut au niveau sonore). D'après la Figure 4, le niveau sonore de la salle témoin est plutôt stable, tout au long de l'essai.

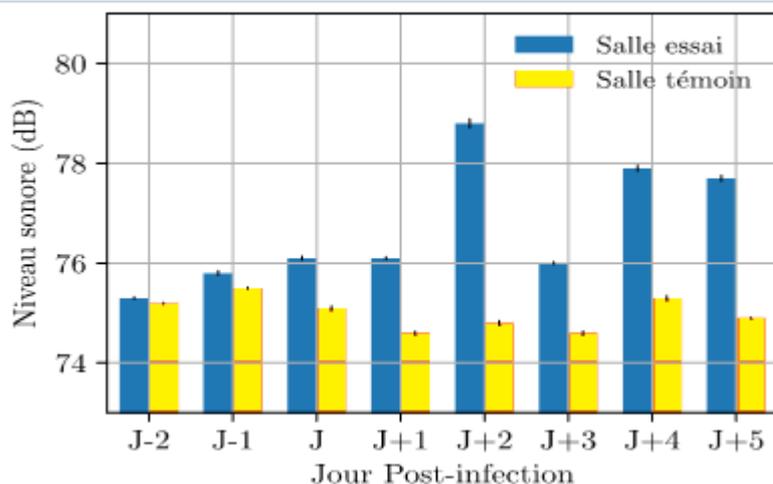


Figure 4. Evolution du niveau sonore relatif (dans la salle témoin et essai-BI) de nuit en fonction du nombre de jours d'inoculation

Caractérisation des éternuements et râles

La figure 5 représente deux spectrogrammes, (a) d'un éternuement et (b) d'un râle. Cette représentation est proche de la perception humaine car l'oreille humaine est capable d'analyser l'évolution temporelle de la fréquence d'un signal ainsi que son niveau sonore. Les fréquences permettent d'apprécier si l'événement est grave ou aigu en fonction du temps et l'énergie si l'événement est perceptible à l'oreille. L'éternuement est court dans le temps, 0,25 s, et son énergie est distribuée sur une bande de fréquences de 200 Hz à 5 kHz. Le râle est un événement plus faible et est confondu avec le bruit. De plus, l'énergie du râle se situe entre 100 kHz et 1 kHz. L'ACP réalisée sur les 400 signaux sonores labellisés (278 éternuements et 122 râles) permet de mettre en évidence 3 clusters séparés, 2 relatifs à l'éternuement (Cluster 2 et 3 sur la Figure 6, respectivement en rouge et bleu) et 1 relatif au râle (Cluster 3 sur la Figure 4 en vert). L'éternuement est caractérisé par les paramètres acoustiques : skewness, kurtosis, facteur de crête, fréquence moyenne, étalement fréquentiel, amplitude maximale, l'énergie ainsi que la valeur efficace du signal (en bleu et rouge sur la Figure 6). Ces derniers indicateurs acoustiques identifiés présentent des moyennes significativement différentes (au seuil de significativité de 5 %) et supérieures pour l'éternuement par rapport au râle. Le râle est, quant à lui, caractérisé par les autres paramètres acoustiques : la durée du signal, étalement temporel, amplitude maximale et le temps moyen (Figure 6). Tous ces paramètres ont une moyenne supérieure pour le râle et significativement différente (au seuil de significativité de 5 %) des moyennes de l'éternuement (Tableau 5).

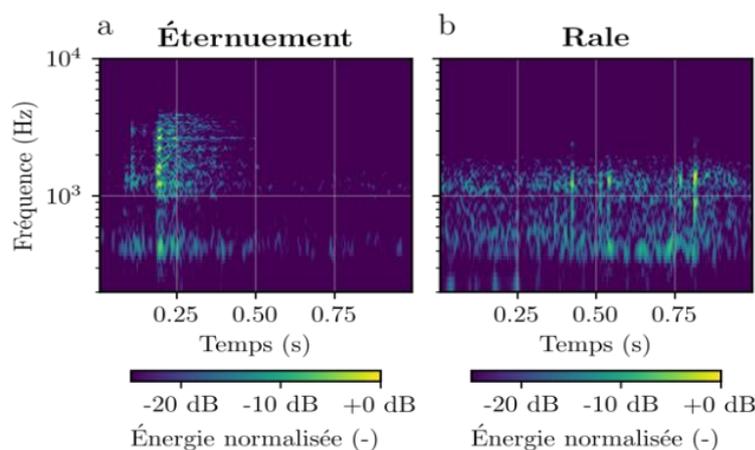


Figure 5. Spectrogramme (a) d'un éternuement (b) d'un râle.



Figure 6. Biplot des résultats de l'Analyse en Composante Principale (ACP) appliquée sur les descripteurs acoustiques

Tableau 5. Moyennes des indicateurs acoustiques calculés pour le râle et l'éternuement (en gras les variables qui caractérise chaque symptôme et donc significativement différent)

Indicateur	Moyenne râle	Moyenne éternuement
Skewness (sans unité)	0,17	0,38
Kurtosis (sans unité)	15,30	36,24
Facteur de crête (sans unité)	11,33	14,31
Fréquence moyenne (Hz)	1289,48	1783,79
Etalement fréquentiel (Hz)	1212,04	1758,82
Amplitude maximale (V)	0,02	0,07
Valeur efficace (V)	0,000026	0,000038
Energie (V ²)	0,12	1,19
Durée (s)	1,09	0,69
Etalement temporelle (s)	0,27	0,08
Amplitude minimale (V)	-0,01	-0,06
Temps moyen (s)	0,56	0,32

2.2.13. Performances de l'algorithme de détection automatique de symptômes développés

Le modèle de réseau de neurones mis en place dans cette étude affiche 82 % de précision pour les données de test. 4 classes ont été évaluées : Eternuement, Râle, Pépiement et Autre (Tableau 6). Pour la classe Eternuement, 104 ont bien été identifiés (Vrais Positifs : VP) parmi 109 et 20 Faux Positifs (FP), 82 Vrais Négatifs (VN) et 5 Faux Négatifs (FN). Cela amène à une sensibilité (VP/(VP+FN)) de 95 % et une spécificité (VN/(VN+FP)) de 80 %. La classe râle affiche une sensibilité de 65 % et une spécificité de 98 %. La classe Pépiement donne une sensibilité de 71 % et une spécificité de 99 %. pour la classe Autre 69 % de sensibilité et 94 % de spécificité ont été obtenus (Tableau 6). Ces résultats sont assez encourageants, notamment pour les éternuements, puisque la précision du modèle pour la classe



éternuement est en concordance avec celle obtenue par Carpentier *et al.*, (2019). Le modèle de réseaux de neurones développé dans cette étude a été entraîné sur une base de données assez réduite surtout pour les classes Râle, Pépiement et Autre. Il serait intéressant, par la suite, d'alimenter la base avec davantage de données en vue d'améliorer sa performance et sa robustesse.

Tableau 6. Matrice de confusion du modèle de prédiction réalisé

Prédiction	Référence			
	Autre	Eternuement	Pépiement	Râle
Autre	18	3	5	4
Eternuement	6	104	6	8
Pépiement	0	2	30	0
Râle	2	0	1	22

3. Conclusion

La qualité de détection dépend de nombreux paramètres qui sont : la définition de la caméra, la taille et l'âge de l'animal, la hauteur de la caméra, la densité et l'activité des animaux. La qualité du suivi dépend très fortement de la capacité du système à bien détecter les animaux, mais également de leur activité. La densité d'animaux au m² ne semble pas un frein pour la détection des animaux lorsque les animaux sont répartis de manière homogène, aux densités de 10 et 20 poulets/m² testés. Les algorithmes de détection développés pour le suivi des poulets de chair en élevage commercial présentent de très bonnes performances (> 99 % d'animaux détectés à partir de J26 avec une caméra à 2,5 m). Cependant, les performances de *tracking* sont moins bonnes dans les zones de plus fortes densités (près des murs particulièrement) et pourront être améliorée avec un enrichissement de la base de données d'images dans ces zones spécifiquement. Les publications sur des développements similaires ne permettent pas une comparaison stricte avec les résultats présentés dans cet article puisque les essais sont uniquement réalisés sur de petits groupes d'animaux, où 100 % des volailles sont détectés et les objectifs et méthodes pour évaluer la qualité et de la détection et du *tracking* ne sont pas les mêmes. La prochaine étape est de déterminer des seuils d'alerte pour la détection précoce de désordres de santé et de bien-être des animaux. Des travaux sont aussi menés pour prédire l'expression de comportements spécifiques, tels que l'exploration et le toilettage, avec les données d'activité issues du *tracking*.

Il apparaît dans cette étude que l'éternuement est un son court (0,25 s) et nettement distinguable à l'oreille. Le râle est, quant à lui, un événement plus long (1,09 s), moins fréquent et qui peut être confondu avec le bruit de fond. Le modèle de prédiction a été développé sur des événements avec une durée d'1 s. Il présente de meilleurs résultats pour une détection automatique des éternuements : 95 % de sensibilité, contre et 65 % pour les râles. La base de donnée utilisée sera prochainement alimentée avec davantage de signaux labellisés pour améliorer les performances de détection du modèle. Le niveau sonore émis par les animaux pendant la phase nocturne semble être un indicateur intéressant pour détecter précocement une pathologie associée à l'expression de symptômes, ici respiratoires pour la BI. Ces résultats préliminaires en conditions expérimentales sont prometteurs pour de futurs essais. Il faudra répéter cet essai dans les mêmes conditions expérimentales pour vérifier si les 3 décibels d'écart entre les 2 salles est systématique et donc bien lié à l'inoculation.



Ethique

Les auteurs déclarent que les expérimentations ont été réalisées en conformité avec les réglementations nationales applicables.

Déclaration sur la disponibilité des données et des modèles

Les données qui étayent les résultats évoqués dans cet article sont accessibles sur demande auprès de l'auteur de correspondance de l'article.

Déclaration relative à l'Intelligence artificielle générative et aux technologies assistées par l'Intelligence artificielle dans le processus de rédaction.

Les auteurs n'ont pas utilisé de technologies assistées par intelligence artificielle dans le processus de rédaction.

Contributions des auteurs

- Pauline Créach : pilote et chef du projet EBroilerTrack pour l'ITAVI, coordination de l'ensemble des travaux menés dans le projet
- BRUNET Henry : thésard pour le développement des algorithmes d'analyse d'image pour le suivi individuel des poulets en élevage
- CONCORDET Didier a encadré le travail du thésard BRUNET Henry
- PAJUSCO Nicolas a réalisé l'analyse des résultats sur l'intensité sonore
- RIOU Mickaël : mise en place du protocole et suivi au sein de l'UE PFIE
- EL JABRI Mohammed a réalisé l'analyse des données
- DOUTART Elodie a encadré le travail de l'IDELE dans ce projet EBroilerTrack
- BOUVAREL Isabelle a encadré le travail de l'ITAVI dans ce projet EBroilerTrack

Déclaration d'intérêt

Les auteurs déclarent ne pas ne travailler, ne conseiller, ne pas posséder de parts, ne pas recevoir pas de fonds d'une organisation qui pourrait tirer profit de cet article, et ne déclarent aucune autre affiliation que celles citées en début d'article.

Remerciements

Cette étude a été conduite dans le cadre du projet Cas Dar recherche technologique 2019 EBroilerTrack (n°18ART1832), piloté par l'ITAVI en partenariat avec l'INRAe et l'Institut de l'élevage. Elle a bénéficié du soutien financier du Ministère de l'Agriculture. Les auteurs remercient l'UE PFIE (INRAe Nouzilly), les éleveurs ayant participé à l'étude et les partenaires du projet pour leur implication.

Déclaration de soutien financier

L'ITAVI a également bénéficié du soutien financier de l'interprofession poulets de chair (CIPC) pour cette étude.

Références bibliographiques :

Banakar A., Sadeghi M., Shushtari A., 2016. An intelligent device for diagnosing avian diseases: Newcastle, infectious bronchitis, avian influenza. *Comput. Electron. Agric.* 127, 744-753.

Cappe O., 1994. Elimination of the musical noise phenomenon with the Ephraim and Malah noise suppressor; 1994. *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 2(2), p.345-349.

Carpentier L., Berckmans D., Youssef A., Berckmans D., Van Waterschoot T., Johnston D., Ferguson N., Earley B., Fontana I., Tullo E., Guarino M., Vranken E., Norton T., 2018. Automatic cough detection for bovine respiratory disease in a calf house. *Biosyst. Eng.* 173.

Carpentier L., Berckmans D., Vranken E., Paeshuyse J., 2019. Development of sound-based poultry health monitoring tool for sneeze detection. *Computers and Electronics in Agriculture* 162, 573-581.



- Carroll B-T., Anderson D-V, Daley W., Harbert S., Britton D-F., Jackwood M-W., 2014 Detecting symptoms of diseases in poultry through audio signal processing. IEEE Glob Conf. Signal Inf. Process Glob. 1132-1135.
- Chedad A., Moshou D., Aerts J-M., Van Hirtum A., Ramon H., Berckmans D., 2001. Recognition system for pig cough based on probabilistic neural networks. J. Agric. Eng. Res. 79, 449-457.
- Chung Y., Oh S., Lee J., Park D., Chang H-H, Kim S., 2013. Automatic detection and recognition of pig wasting diseases using sound data in audio surveillance systems. Sensors (Suisse) 13, 12929-12942.
- Colles F.M., Cain R.J., Nickson T., Smith A.L., Roberts S.J., Maiden M.C., Lunn D., Dawkins M.S., 2016. Monitoring Chicken Flock Behaviour Provides Early Warning of Infection by Human Pathogen *Campylobacter*. Proceedings. Biological Sciences 283 (1822): 20152323.
- Collins L.M., 2008. Non-intrusive tracking of commercial broiler chickens in situ at different stocking densities. Applied Animal Behaviour Science 112, 1-2, 94-105.
- Créach P., Travel A., Bouvarel I., 2019. L'image et le son pour automatiser le relevé d'indicateurs de bien-être et de santé des volailles. Revue TeMa n°51.
- Dal Pozzo F., 2019. Pathologies respiratoires chez les poulets, AMCRA Wallonie Elevage, 2019 dossier Sanitaire p64
- Dawkins M.S., 1998. Evolution and Animal Welfare. The Quarterly Review of Biology ;73(3):305-28.
- Dawkins M.S., Roberts S.J., Cain R.J., Nickson T., Donnelly C.A., 2017. Early Warning of Footpad Dermatitis and Hockburn in Broiler Chicken Flocks Using Optical Flow, Bodyweight and Water Consumption. The Veterinary Record 180 (20): 499.
- Dawkins M.S., Wang L., Ellwood S.A., Roberts S.J., Gebhardt-Henrich S., 2021. Optical Flow, Behaviour and Broiler Chicken Welfare in the UK and Switzerland. Applied Animal Behaviour Science 234 (janvier): 105180.
- De Montis.A., Pinna.A., Barra M., Vranken E., 2013. Analysis of poultry eating and drinking behavior by eYeNamic. Journal of agricultural engineering XLIV (s2):e33
- Ephraim Y., Malah D., 1984. Speech enhancement using a minimum-mean square error short-time spectral amplitude estimator. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 32(6), 1109-1121.
- Feiyang, Zhang, Hu Yueming, Chen Liancheng, Guo Lihong, Duan Wenjie, Wang Lu. 2016. Monitoring Behavior of Poultry Based on RFID Radio Frequency Network. International Journal of Agricultural and Biological Engineering 9 (6): 139-47.
- Fraess G.A., Bench C.J., Tierney K.B., 2016. Automated Behavioural Response Assessment to a Feeding Event in Two Heritage Chicken Breeds. Applied Animal Behaviour Science 179 (juin): 74-81.
- Li N., Ren Z., Li D., Zeng L., 2020. Automated techniques for monitoring the behaviour and welfare of broilers and laying hens: towards the goal of precision livestock farming. Animal 14 (3): 617-25.
- Manteuffel G., Puppe B., Schön P.C., 2004. Vocalization of farm animals as a measure of welfare. Applied Animal Behaviour Science 88(1), 163-82.
- Michaud F., Créach 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. Treizièmes Journées de la Recherche Avicole et Palmipèdes à Foie Gras, 20 et 21 mars.
- Oliveira J.L., Xin H., Wu H., 2019. Impact of Feeder Space on Laying Hen Feeding Behavior and Production Performance in Enriched Colony Housing. Animal 13 (2): 374-83.



O'Mahony N., Campbell S., Carvalho A., Harapanahalli S., Hernandez G. V., Krpalkova L., ... & Walsh J., 2019. Deep learning vs. traditional computer vision. In Science and Information Conference (pp. 128-144). Springer, Cham.

Fernández A.P., Norton T., Tullo E., van Hertem T., Youssef A., Exadaktylos V., Vranken E., Guarino M., Berckmans D., 2018. Real-Time Monitoring of Broiler Flock's Welfare Status Using Camera-Based Technology. Biosystems Engineering, Advances in the Engineering of Sensor-based Monitoring and Management Systems for Precision Livestock Farming, 173 (septembre): 103-14.

Rizwan M., Carroll B-T., Anderson D.V., Daley W., Harbert S., Britton D.F., Jackwood M.W., 2017. 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 – Proceedings.

Rowe E., Dawkins MS., Gebhardt-Henrich S., 2019. A systematic Review of precision livestock farming in poultry sector: Is technology focussed on improving welfare? animals 2019, 9, 614, doi:10.3390/ani9090614.

Sales G.T., Green A.R., Gates R.S., Brown-Brandl T.M., Eigenberg R.A., 2015. Quantifying Detection Performance of a Passive Low-Frequency RFID System in an Environmental Preference Chamber for Laying Hens. Computers and Electronics in Agriculture 114 (juin): 261-68.

Siegford J.M., Berezowski J., Biswas S.K., Daigle C.L., Gebhardt-Henrich S.G., Hernandez C.E., Thurner S., Toscano M.J., 2016. Assessing Activity and Location of Individual Laying Hens in Large Groups Using Modern Technology. Animals 6 (2): 10.

Silvera A. M., Knowles T.G., Butterworth A., Berckmans D., Vranken E., Blokhuis H.J., 2017. Lameness Assessment with Automatic Monitoring of Activity in Commercial Broiler Flocks. Poultry Science 96 (7): 2013-17.

Vandermeulen J., Bahr C., Johnston D., Earley B., Tullo E., Fontana I., Guarino M., Exadaktylos V., Berckmans D., 2016. Early recognition of bovine respiratory disease in calves using automated continuous monitoring of cough sounds. Comput. Electron. Agric. 129, 15-16.

Wood-Gush D.G.M., 1971. The Behaviour of Domestic Fowl. Heineman, London.

Zheng F., Zhang G., Song Z., 2001 Comparison of different implementations of MFCC. J. Computer Science & Technology, 16(6): 582-589.



Cet article est publié sous la licence Creative Commons (CC BY-NC-ND 4.0)

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

Pour la citation et la reproduction de cet article, mentionner obligatoirement le titre de l'article, le nom de tous les auteurs, la mention de sa publication dans la revue Innovations Agronomiques et son DOI, la date de publication.