

Développement d'algorithmes de détection de poulets par imagerie pour le suivi d'indicateurs d'activité en élevage

Pauline CRÉACH¹
Sylvain L'HERMITE²
Pascal GALLIOT¹
Didier CONCORDET²

CORRESPONDANCE

creach@itavi.asso.fr

RÉSUMÉ

Garantir aux consommateurs une production de poulets respectueuse du bien-être animal est la base du métier d'éleveur, mais la société civile demande plus de transparence sur les pratiques d'élevage. Les méthodes d'évaluation du bien-être en élevage sont réalisées ponctuellement et nécessitent du temps avec la présence d'un observateur formé. A l'inverse, l'analyse d'images permet d'effectuer des mesures en continu et en temps réel sans perturber les animaux. L'objectif de cet article est d'évaluer les performances d'un algorithme de détection de poulets basé sur l'analyse d'images et utilisant l'intelligence artificielle pour quantifier la mobilité individuelle des animaux. La majorité des images utilisées pour l'entraînement du modèle, ainsi que la base de données de test, reflètent les densités commerciales utilisées en élevage de poulets. Elles sont également représentatives des différents stades physiologiques des poulets. Le modèle atteint un taux de détection de 80 % tous âges confondus. La sensibilité des algorithmes augmente cependant avec l'âge des poulets, passant de 66 % pour les poulets de 0 jour à 90 % pour ceux de 40 jours. En l'état, la détection des poulets est fortement liée au nombre de pixels qui définissent l'animal. Ce modèle de détection est la première étape nécessaire pour effectuer un suivi individuel dans le temps et donc sur plusieurs images successives. La qualité de ce suivi dépend fortement de la capacité du système à détecter correctement les animaux, mais aussi de leur activité. Les performances de suivi ne sont pas exposées dans cet article. Au vu des résultats prometteurs, les données générées seront utilisées pour l'évaluation d'indicateurs de bien-être des poulets et la détection précoce de problèmes de santé en élevages commerciaux de poulets et pourraient l'être aussi dans les élevages expérimentaux.

MOTS-CLÉS

Poulet, vision par ordinateur, mobilité, activité.

¹ ITAVI, 41 rue de Beaucemaine, 22440 Ploufragan, France.

² INTHERES, Université de Toulouse, INRAE, ENVT, Toulouse, France.

Development of image-based chicken detection algorithms for monitoring farm activity indicators

Pauline CRÉACH¹
Sylvain L'HERMITE²
Pascal GALLIOT¹
Didier CONCORDET²

CORRESPONDENCE

creach@itavi.asso.fr

ABSTRACT

Guaranteeing consumers that broilers are produced in a way that respects animal welfare is the basis of the farming profession, but civil society is calling for greater transparency in farming practices. Farm welfare assessment methods are carried out punctually and require time and the presence of a trained observer. Image analysis, on the other hand, enables continuous, real-time measurements to be taken without disturbing the animals. The aim of this article is to evaluate the performance of a broiler detection algorithm based on image analysis and using artificial intelligence to quantify individual animal mobility. The majority of the images used to train the model, as well as the test database, reflect the commercial densities used in broiler farming. They are also representative of the different physiological stages of the broilers. The model achieves a detection rate of 80% across all ages. However, the sensitivity of the algorithms increases with the age, rising from 66% for 0-day-old broilers to 90% for 40-day-old broilers. As it stands, broiler detection is strongly linked to the number of pixels defining the animal. This detection model is the first step needed to carry out individual tracking over time and therefore over several successive images. The quality of this tracking is highly dependent on the system ability to detect the animals correctly, but also on their activity. Tracking performance is not discussed in this article. In view of the promising results, the data generated will be used to assess broiler welfare indicators and detect health problems early on in commercial broiler farms and could also be used in experimental farms.

KEYWORDS

Broiler, computer vision, mobility, activity.

¹ ITAVI, 41 rue de Beaucemaine, 22440 Ploufragan, France.

² INTHERES, Université de Toulouse, INRAE, ENVT, Toulouse, France.

Introduction

La sensibilité croissante du public à la manière dont les animaux sont élevés amène la filière avicole à mettre en place des méthodes permettant de rendre compte du bien-être et de la santé des volailles. Il existe des méthodes pour évaluer le bien-être des animaux en élevage mais elles impliquent l'utilisation de protocoles de mesure du bien-être, basés sur l'observation ponctuelle des animaux par des personnes préalablement formées. 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 (Rowe *et al.*, 2019). L'avantage de ces outils est de permettre la collecte de données plus régulièrement au cours de la production, sans causer de stress aux animaux et de manière plus objective et moins chronophage que les méthodes traditionnellement utilisées par un observateur humain (Créach *et al.*, 2019).

Il est déjà possible d'utiliser l'analyse d'images pour surveiller les changements dans l'activité des volailles et leur répartition dans le poulailler, au niveau 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 a été utilisée pour évaluer l'activité d'un groupe de poulets (Fraess *et al.*, 2016 ; M. Dawkins *et al.*, 2021). Les données générées ont été corrélatées, par exemple, avec le portage de la bactérie *Campylobacter* par les poulets (Colles *et al.*, 2016), l'apparition de pododermatite, de brûlures de tarsi (Dawkins *et al.*, 2017 ; Peña Fernández *et al.*, 2018) et le score de démarche des poulets (Silvera *et al.*, 2017). Cette liste d'exemples n'est pas exhaustive. Une entreprise commercialise 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 deuxième approche basée sur l'analyse d'images consiste à suivre les oiseaux individuellement. Certains chercheurs, comme Collins en 2008, ont suivi des oiseaux individuellement dans des groupes de 20 animaux pendant une période limitée de 10 minutes. Une société française commerciale a une solution basée sur cette approche (Copeeks), mais aucune publication n'est disponible sur la méthodologie utilisée ou les performances de la solution proposée de détection et de suivi. Les vidéos disponibles ne sont que de très courte durée (30 secondes). L'approche impliquant des animaux portant des puces RFID (Siegford *et al.*, 2016 ; Sales *et al.*, 2015 ; Feiyang *et al.*, 2016 ; Li *et al.*, 2020 ; Oliveira *et al.*, 2019) permet, comme pour le suivi par imagerie, 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 très intéressante pour l'évaluation du bien-être, son utilisation en bâtiments d'élevage commerciaux de volailles n'est pas envisageable. En effet, le retrait du dispositif nécessite de manipuler chaque animal, ce qui est long et fastidieux pour les éleveurs.

Les travaux en analyse d'images pour évaluer l'activité des volailles montre que les outils développés sont encore perfectibles

et à l'état de prototype. Bien que des systèmes soient en cours de développement, il n'existe actuellement aucun système adapté aux densités d'élevages commerciaux qui permette de quantifier la mobilité individuelle des animaux. C'est pourquoi l'ITAVI et INRAE UMR INTHERES ont développé ensemble des modèles de détection et de suivi individuel des poulets en élevage commercial par analyse d'images. Les données individuelles collectées avec ces algorithmes d'analyse d'image pourront être utilisées pour le calcul d'indicateurs de bien-être et de santé des poulets. Cela permettrait d'automatiser partiellement l'évaluation du bien-être des poulets, avec des informations plus régulières que celles obtenues ponctuellement par des méthodes conventionnelles d'observation (comme la méthode EBENE® par exemple ; Bignon *et al.*, 2017). L'éleveur pourra ainsi mettre en place des mesures correctives si nécessaire en cours d'élevage en fonction des résultats. L'objectif de cet article est de faire état des performances actuelles de ce modèle de détection des poulets en conditions commerciales d'élevage.

Matériel et méthodes

Chaîne d'algorithmes développée

Avant le traitement des images, une correction de distorsion est réalisée sur les images brutes avec un algorithme dédié afin de rectifier la déformation liée au grand angle de la caméra. L'objectif de cette première étape est de permettre un calcul de distance et de vitesse effectives et réelles, effectuées par les animaux. Les zones fortement déformées, en bordure de champ, sont particulièrement impactées par cette procédure.

La méthode de suivi mise au point se compose de deux parties indépendantes. La première consiste à détecter individuellement chaque poulet dans le champ de vision de la caméra. Un réseau de neurones convolutionnel (YOLO V8) est utilisé pour cette détection. Il a été entraîné sur une base de données contenant près de 1 854 images (avec et sans corrections de distorsion), soit 13 195 poulets (71 poulets par image en moyenne). Une partie des images a été annotée manuellement, tandis qu'une autre provient de données open-source en ligne. Des techniques d'augmentation des données ont été utilisées pour accroître la variabilité de la base de données d'apprentissage. Ce type de modèle de détection est peu sensible aux conditions d'éclairage du poulailler et aux variations de contraste entre le poulet et la litière. Les algorithmes sont capables de distinguer plus facilement des poulets très proches, par rapport à une méthode de détection traditionnelle (non basée sur l'apprentissage et sans intelligence artificielle) (O'Mahony N. *et al.*, 2019). À la fin de cette étape de détection, la position de chaque poulet est disponible.

La deuxième étape consiste à suivre chaque poulet détecté d'une image à l'autre (étape de suivi). Pour ce faire, le modèle de suivi BoT-SORT est utilisé. Il utilise un filtre de Kalman pour anticiper la position future des objets, puis une association par optimisation (algorithme de Kuhn-Munkres) pour faire correspondre les objets détectés dans la nouvelle image à ceux dont les positions estimées sont les plus proches. De cette manière, un identifiant

unique est attribué à chaque animal dès son arrivée dans le champ de la caméra et d'une image à l'autre. Si un oiseau sort du champ et y revient plus tard, un nouvel identifiant est appliqué. Il n'existe pas de surveillance continue des individus au fil du temps en élevage, car il n'est pas possible de surveiller l'ensemble de la surface du poulailler avec une seule caméra. Le suivi avec plusieurs caméras serait trop coûteux, et suivre l'ensemble de la surface nécessiterait des recouvrements de champs, impliquant des développements supplémentaires conséquents.

Type de données générées

Des zones d'intérêt, telles que les mangeoires et les lignes de pipettes par exemple, peuvent être identifiées dans le champ de vision de la caméra. La fréquence d'utilisation de ces zones (nombre et durée des passages dans la zone) peut ainsi être évaluée (voir figure 1). Pour ce faire, un modèle de détection dédié YOLO V8 a été préalablement entraîné avec des images de mangeoires et de lignes de pipettes. La zone d'alimentation est définie par un cercle autour de chaque mangeoire et la zone d'abreuvement par un rectangle autour de la ligne de pipettes (voir Figure 1). À l'issue du modèle les zones d'intérêt sont automatiquement tracées plusieurs fois au cours du suivi du lot. Un enrichissement peut aussi constituer une zone d'intérêt pour en connaître sa fréquence et son utilisation, de la même manière que pour les autres zones.

Un rectangle ou boîte englobante est automatiquement tracé autour de chaque poulet identifié, et la longueur et la largeur de chaque rectangle sont enregistrées.



Figure 1. Exemple de zone d'alimentation et d'abreuvement (en bleu) (crédit photo ITAVI).

Des exemples de données générées par ces algorithmes de suivi sont listés dans le tableau 1 ci-après.

Tableau 1. Données générées par animal par l'algorithme

Indicateurs générés	Unité/animal
Distance parcourue	cm
Vitesse de déplacement	cm/s
Durée de la période d'activité	s
Temps passé dans la zone d'intérêt	s
Surface des poulets vus pour l'activité ci-dessus (= surface du rectangle représentant chaque poulet)	cm ²
Surface disponible / animal	cm ²

La surface disponible par animal correspond à la surface des cellules de Voronoï ou à la surface maximale du polygone de la figure 2 ci-dessous, contenant un poulet sans traverser une autre cellule. Un animal qui se déplace ou ses voisins modifient sa cellule de Voronoï.

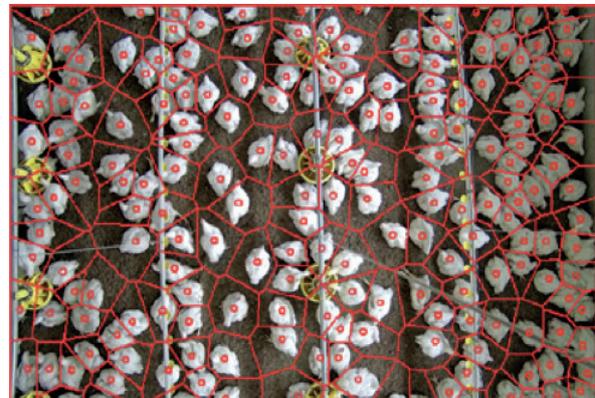


Figure 2. Exemple de cellules de Voronoï, une cellule contenant un poulet. (Crédit photo ITAVI)

Évaluation des performances du modèle de détection

Les images utilisées pour le test ont été acquises dans des poulaillers commerciaux, offrant un environnement représentatif des conditions réelles de production. Cela permet de s'assurer que le modèle est testé dans des conditions similaires à celles dans lesquelles il sera déployé.

Chaque image de l'échantillon a été soigneusement annotée pour identifier la position des poulets à l'aide d'une boîte englobante individuelle. L'échantillon de test se compose de 10 images représentant les différents stades de développement des poulets,

allant de 0 à 40 jours. Plus précisément, les tranches d'âge représentées sont les suivantes : 0, 4, 7, 10, 15, 25, 30, 35 et 40 jours. Ces 10 images ont été préalablement corrigées en utilisant des corrections de distorsion à l'aide d'un algorithme spécifique comme indiqué précédemment.

Les paramètres utilisés pour évaluer les performances du modèle de détection des poulets sont les suivants :

- **La Précision (P)** reflète le nombre d'éléments détectés qui appartiennent réellement à la classe de l'objet d'intérêt, en l'occurrence le poulet. Elle est exprimée en % de poulets détectés.

$$\text{Précision} = \frac{\text{Nombre de vrai positif}}{\text{Nombre de vrai positif} + \text{Nombre de faux positif}}$$

- **Le Rappel (R)** indique le nombre d'éléments de la classe d'intérêt (poulet) qui ont été détectés parmi tous ceux présents sur l'image. Il est exprimé en % de poulets détectés.

$$\text{Rappel} = \frac{\text{Nombre de vrai positif}}{\text{Nombre de vrai positif} + \text{Nombre de faux négatif}}$$

- **Le Ratio d'Intersection sur Union (IoU)** est utilisé comme seuil pour déterminer si un résultat prédit est un vrai positif ou un faux positif. Le ratio correspond à la taille du chevauchement entre la boîte englobante autour d'un objet prédit et celle autour des données de référence. Le seuil utilisé pour la validation est fixé arbitrairement à 50 %.

$$\text{IoU} = \frac{\text{Zone d'intersection de la boîte de délimitation prédite et la vérité terrain}}{\text{Zone totale couverte par la boîte de délimitation prédite et la vérité terrain}}$$

- **La Précision Moyenne (AP)** est une mesure de performance qui combine à la fois la précision et le rappel. Elle est calculée en traçant la courbe PR (précision-rappel), qui montre la relation entre la précision et le rappel du modèle en fonction de différents seuils de confiance. L'AP est simplement l'aire sous cette courbe PR (variant entre 0 et 1). Il quantifie la précision moyenne du modèle et donne une vue d'ensemble des performances du modèle.
- **La Précision Moyenne Pondérée (mAP)** est une moyenne des précisions moyennes pour plusieurs seuils IoU. Par exemple, mAP 50-95 correspond à la précision moyenne des valeurs de ratio d'IoU entre 0,5 et 0,95, par incréments de 0,05.

Résultats et discussion

D'après le tableau 2, le modèle de détection a une précision globale de 91 %, ce qui indique que 91 % des détections effectuées sont correctes. Ce niveau de précision reste relativement stable dans les différents groupes d'âge des poulets. Toutefois, le taux de rappel varie, atteignant un minimum de 66 % pour les poulets de 0 jour et un maximum de 90 % pour les poulets de 40 jours. Dans l'ensemble, le modèle atteint un taux de détection de 80 % pour tous les âges. Les publications sur des développements similaires ne permettent pas une comparaison stricte des résultats présentés dans cet article. En effet, les essais ne sont réalisés que sur de petits groupes d'oiseaux, où 100 % des oiseaux sont détectés, et

les objectifs et méthodes d'évaluation de la performance de détection ne sont pas les mêmes.

Les moins bonnes performances observées pour les jeunes poulets peuvent être liées à la couleur des poussins, proche de celle de la litière, qui réduit le contraste et complique la détection. Une nette amélioration consisterait à enrichir l'ensemble de données d'entraînement avec davantage d'images de jeunes poussins. Étant donné que les images ont subi des corrections de déformation, la qualité de l'image sur les bords est médiocre. Cette mauvaise qualité affecte la détection des poulets dans ces zones. L'échantillon d'entraînement est constitué d'images avec en moyenne 71 poulets, ce qui n'est pas représentatif des conditions commerciales d'élevage où l'on peut comptabiliser jusque 700 poulets par image. Cela souligne la nécessité de collecter des données qui reflètent mieux la réalité des conditions commerciales d'élevage, qui seront les conditions d'utilisation projetées de ces modèles.

Tableau 2. Performances de l'algorithme proposé par âge

Âge	Nombre de poulets	P (IoU=0.5)	R (IoU=0.5)	mAP 50	mAP 50-95
0	622	0.87	0.66	0.78	0.34
4	669	0.89	0.75	0.84	0.36
7	536	0.94	0.81	0.89	0.41
10	651	0.95	0.86	0.93	0.53
15	655	0.94	0.86	0.92	0.46
20	637	0.94	0.86	0.92	0.55
25	653	0.90	0.73	0.83	0.45
30	639	0.92	0.79	0.87	0.50
35	322	0.96	0.88	0.93	0.58
40	383	0.95	0.90	0.95	0.61
Tous âges confondus	5767	0.91	0.81	0.88	0.47

Conclusion et perspectives

Actuellement les performances du modèle de détection de poulets en élevage sont satisfaisantes et prometteuses pour explorer les applications potentielles des données générées pour l'évaluation du bien-être et la détection de trouble de santé.

Les performances de détection dépendent de plusieurs paramètres dont la définition de la caméra, la taille (également liée à la hauteur de la caméra), l'âge de l'animal, la densité et l'activité des animaux. Le modèle de détection sera enrichi avec de nouvelles images de poussins et des images avec un grand nombre de poulets dans le champ de vision préalablement déformée.

Les performances de suivi sont intrinsèquement liées aux performances de détection. Si le modèle de détection ne parvient pas à localiser les poulets avec précision, le suivi aura du mal à suivre

ces objets. Cela est particulièrement vrai lorsque les poulets se déplacent vers les bords de l'image, où la qualité de l'image est souvent moins bonne en raison des corrections de déformation appliquées comme expliqué précédemment. En outre, les mangeoires et lignes d'abreuvement peuvent masquer les poulets et compliquer le processus de suivi.

Un autre facteur à considérer est que sur les images successives d'une vidéo, en raison de leur dépendance les unes avec les autres (car constitutive d'une même vidéo), un poulet détecté dans une image à l'instant t a une forte probabilité d'être détecté à nouveau à l'instant $t+1$. À l'inverse, s'il n'est pas détecté à l'instant t , par exemple parce qu'il est partiellement dissimulé derrière une mangeoire, il est probable qu'il reste caché à l'instant $t+1$ et donc non détecté à nouveau. Par conséquent, contrairement aux scénarios où chaque image est indépendante et où les erreurs de détection pourraient se propager, cette approche tire parti des dépendances temporelles, garantissant une performance plus stable de l'algorithme de suivi.

De plus, la surface de cette boîte englobante semble être corrélée avec le poids de l'animal. Si ceci est vérifié, il serait possible d'évaluer l'homogénéité du groupe de poulets et d'identifier d'éventuels problèmes de croissance. Cette méthode devrait fournir des informations plus détaillées sur le groupe, notamment en examinant un plus grand nombre de poulets et en fournissant une vue plus précise de la variabilité du poids au sein du lot. La précision de l'évaluation du poids doit encore être évaluée et comparée aux systèmes de pesée automatique, largement utilisés dans les élevages de poulets.

L'accès aux ressources telles que l'alimentation et l'eau fait partie de la définition du bien-être animal. L'utilisation des mangeoires et des abreuvoirs est facilement mesurable avec ce modèle. La compétition aux mangeoires peut être détectée et indiquer s'il y en a suffisamment ou s'il y a un dysfonctionnement. Il est ainsi possible de vérifier si les poulets sont en mesure de s'alimenter ou de s'abreuver correctement.

L'analyse de la mobilité individuelle, des boiteux et d'autres anomalies de santé ou du comportement locomoteur permettrait de quantifier le nombre d'animaux avec ces anomalies et de suivre si davantage d'animaux sont concernés au cours du temps. Des changements, même subtils, dans la mobilité des animaux peuvent révéler des conditions sous-jacentes d'anomalies, avant même l'apparition de symptômes visibles, ce qui permet une intervention rapide et efficace pour préserver la santé du groupe de volailles. Toujours en utilisant les trajectoires individuelles, il est possible de calculer un budget temps par individu, car le modèle peut quantifier le temps passé à se reposer, à se nourrir, à boire ou à utiliser un enrichissement. En établissant des seuils pour ces profils de budget-temps, un écart par rapport à la normalité pourrait indiquer un trouble ou une anomalie sanitaire potentielle.

En conclusion, le modèle de détection présenté ici, associé à celui de suivi, fournit des informations précieuses sur les dynamiques de groupe, nous permettant de mesurer le comportement collectif des poulets aux densités commerciales d'élevage. Bien que limité à l'heure actuelle en termes de temps de suivi des individus, il offre une perspective utile sur les tendances et comportements de la population. En effet, la caméra ne couvrant qu'une partie du poulailler, certains poulets peuvent sortir du champ de vision de la caméra. La prochaine étape du travail consistera à déterminer des seuils d'alerte pour la détection précoce des troubles de santé et de bien-être des animaux afin d'aider les éleveurs à utiliser des mesures préventives pour limiter la propagation du problème à l'ensemble du lot. En intégrant ces méthodes dans les pratiques agricoles, il serait possible non seulement d'optimiser la production, mais aussi d'assurer un environnement plus adapté afin de garantir le bien-être et la santé des poulets en élevage. La même démarche pourrait être appliquée dans les infrastructures expérimentales d'INRAE hébergeant des poulets pour le suivi de leur bien-être. ■

Remerciements

Ce projet a été réalisé dans le cadre du projet national CasDar recherche technologique 2022 EWelfareTrack 2.0, piloté par l'ITAVI en partenariat avec l'INRAE UMR INTHERES. Il a reçu le soutien financier du ministère français de l'Agriculture et de la souveraineté alimentaire et du CIPC (interprofession du poulet). Les auteurs remercient les agriculteurs impliqués dans l'étude et les partenaires du projet pour leur implication.

Références

- Bignon L., Mika A., Mindus C., Litt J., Souchet C., Bonnaud V., Picchiottino C., Warin L., Bouvarel I. (2017). Une méthode pratique et partagée d'évaluation du bien-être en filières avicole et cunicole : EBENE. 12e Journées de la Recherche Avicole et Palmipèdes à Foie Gras, Tours, 05 et 06 avril 2017
- Colles F.M., Cain R.J., Nickson T., Smith A.L., Roberts S.J., Maiden M.C., Lunn D., Dawkins M.C. (2016). Monitoring Chicken Flock Behaviour Provides Early Warning of Infection by Human Pathogen *Campylobacter*. *Proceedings. Biological Sciences* 283 (1822): 20152323.
- Collins L. (2008). Non-intrusive tracking of commercial broiler chickens in situ at different stocking densities. *Applied Animal Behaviour Science*. volume 112. Issues 1-2, p 94-105.
- Créach P., Traval 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.
- 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., et 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. et Vranken E. (2013). Analysis of poultry eating and drinking behavior by eYeNamic. *Journal of agricultural engineering* ; volume XLIV (s2):e33
- Fernández P, Norton AT, Tullo E, van Hertem T, Youssef A, Exadaktylos V, Vranken E, Guarino M, et 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.
- 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., et 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.
- O'Mahony N., Campbell S., Carvalho A., Harapanahalli S., Hernandez G. V., Krpalkova L., ... & Walsh J. (2019, April). Deep learning vs. traditional computer vision. In *Science and Information Conference* (pp. 128-144). Springer, Cham.
- 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.
- Rowe E., Dawkins M., Gebhardt-Henrich S. (2019). A Systematic Review of Precision Livestock Farming in the Poultry Sector: Is Technology Focussed on Improving Bird Welfare?. *Animals* 2019, 9, 614.
- Sales, G. T., Green A. R., Gates R. S., Brown-Brandl T. M., et 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 Courtney L., Gebhardt-Henrich S. G., Hernandez C. E., Thurner S., et 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.
- Zhang F. Y., Hu Y. M., Chen L. C., Guo L. H., Duan W. J., Wang L. (2016). Monitoring Behavior of Poultry Based on RFID Radio Frequency Network. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering* 9(6):139-47.



Cet article est publié sous la licence Creative Commons (CC BY-SA). <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/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 « NOV'AE », la date de sa publication et son URL.