



Mise au point et validation d'un système de tracking vidéo individuel pour le suivi du comportement des poulets de chair en élevage

Résumé

Garantir aux consommateurs un élevage de poulet de chair respectueux du bien-être animal est la base du métier d'éleveur, mais la société civile demande plus de transparence sur les pratiques d'élevage. Des méthodes d'évaluation du bien-être en élevage existent (ex : EBENE®) mais nécessitent du temps et la présence d'un observateur formé. L'analyse d'image est une opportunité pour réaliser des mesures en continu et en temps réel, sans nécessiter la présence d'un observateur dans le bâtiment (ie sans perturbation des animaux). Les objectifs de cet article sont de 1/ faire état de performances actuelles d'un nouveau système de tracking (de suivi) individuel des poulets par imagerie utilisant l'intelligence artificielle, mis au point dans le cadre de plusieurs essais en conditions commerciales de poulets de chair et de 2/ vérifier la cohérence entre la quantification de certains comportements exprimés par les poulets de chair par un observateur et les données collectées par le système de tracking. Ces algorithmes permettent une quantification précise de l'activité des poulets. Il n'existe pas à ce jour de système similaire en développement ou commercialisé, adapté aux densités d'élevage commercial de poulets de chair. En effet, les publications sur des développements similaires montrent des résultats d'essais uniquement réalisés sur de petits groupes d'animaux.

Les travaux ont montré que la sensibilité de l'algorithme varie selon l'âge, la hauteur de la caméra, la densité de poulets au m² et leur activité. Celle-ci passe de 99,2% à 29 jours d'âge et une densité de 10 poulets par m², à 98,1% à 20 animaux au m². Cette détection est fortement liée au nombre de pixels par poulet qui augmente avec l'âge et avec la résolution des images de la caméra (nombre de pixels/m²). Une augmentation de la hauteur de la caméra ou une dégradation de la définition de l'image (nombre de pixels de l'image), diminue la résolution de l'image et la sensibilité. Le temps passé aux abreuvoirs, mesuré automatiquement est corrélé positivement à l'action de boire relevée par observations vidéos. Il en va de même pour le temps passé aux mangeoires et l'action de manger. La distance parcourue relevée automatiquement est corrélée positivement à la posture debout relevée par observations vidéos. Ces résultats soulignent l'intérêt de continuer les travaux de développement d'un système de détection automatique des comportements des poulets de chair, par l'élaboration d'indicateurs basés sur les données issues du tracking par imagerie. L'objectif in fine est d'intégrer ces développements à un outil complet de relevé automatique d'indicateurs de bien-être chez les poulets de chair d'élevages commerciaux.

1. Contexte

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 et elles sont basées 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 le bien-être de façon continue et automatisée. L'avantage de ces outils est de permettre des collectes de données en temps réel, sans causer de stress aux animaux et de manière plus objective et moins chronophage que les méthodes utilisées traditionnellement par un observateur humain (Creach et al. 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 (et non sur l'analyse directe du comportement des animaux). Elle permet d'évaluer

Le bien-être animal est souvent traduit par le principe fondamental des 5 libertés individuelles (FAWC, 1992) :

- Absence de soif ou de faim prolongée
- Absence d'inconfort
- Absence de maladies ou de blessures
- Absence de peur ou d'anxiété
- Expression des comportements de l'espèce

*Pour qu'un animal soit bien, ces 5 libertés doivent être respectées **simultanément**. Des méthodes permettent d'évaluer le respect de ces libertés pour des poulets en élevage, mais nécessitent la présence d'un évaluateur formé. C'est notamment le cas d'EBENE®, une méthode basée sur des indicateurs de moyens (équipements / pratiques d'élevage) et de résultats issus d'observations comportementales et sanitaires des animaux (Mika et al., 2017)*

l'activité d'un groupe de poulets (Fraess et al., 2016 ; M. Dawkins et al. 2021). Les données générées ont été corrélées avec l'apparition de pododermatites et de

brûlures de tarses (Dawkins et al., 2017 ; Peña Fernández et al. 2018), les scores de démarche des poulets (Silvera et al. 2017) et avec le portage des poulets avec la bactérie *Campylobacter* (Colles et al., 2016). En effet, les lots de poulets exempts de *Campylobacter* présentaient des moyennes d'Optical Flow plus haute et des kurtosis plus faible que les lots porteurs de *Campylobacter*. Une entreprise a mis sur le marché la solution EyeNamic, basée sur cette approche (De Montis et al., 2013).

Une seconde approche 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 commercialise 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 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, de collecter l'activité individuelle des animaux. 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 sont encore peu utilisés sur le terrain. Bien que des dispositifs se développent, il n'existe pas aujourd'hui de système d'analyse d'image adapté aux densités d'élevage commercial et permettant la collecte d'informations individuelles pour le calcul d'indicateurs de bien-être des poulets.

C'est pourquoi, l'ITAVI et l'INRAE ont travaillé ensemble au développement un tel outil basé sur l'analyse d'image et l'intelligence artificielle pour la détection ainsi que le suivi individuel des poulets de chair dans le champ de vision de la caméra.

Les données individuelles collectées avec cet algorithme d'analyse serviront au calcul d'indicateurs de bien-être et de santé des volailles. Ceci permettra d'automatiser l'évaluation du bien-être des poulets, avec des informations plus régulières et plus fines que celles réalisées ponctuellement avec les méthodes classiques (comme la méthode EBENE® ; Mika et al., 2017), afin de permettre des actions correctives par l'éleveur si besoin en cours de lot.

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)

Les objectifs de cet article sont de :

1. faire état des performances actuelles de ce nouveau système de tracking (de suivi) par imagerie (Créach et al., 2022)
2. vérifier la cohérence entre la quantification de comportements exprimés par les poulets de chair par un observateur et les données collectées par le système de tracking par imagerie développé (Depierreux et al, 2022)

2. Matériel et méthodes

2.1. Le système de tracking individuel développé

Le développement du système de tracking se décompose en deux parties indépendantes. La première correspond à la détection individuelle de chaque poulet présent sous le champ de la caméra. Un réseau de neurones convolutif (Faster RCNN) permet cette détection. Il a été entraîné sur une base de données comprenant près de 1000 images, soit plus de 10000 poulets. Un tel modèle de détection permet d'être moins sensible aux conditions d'éclairage et aux 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 N. et al., 2019). A l'issue de cette étape de détection, la position et la taille de chaque poulet est disponible. La deuxième 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.

A l'issue de ces deux étapes, le système fournit les variables présentées dans le tableau 1. Pour la partie

validation de cet article, les variables ont été produites sur les 10 minutes pendant lesquelles les animaux ont été observés manuellement par un étudiant en éthologie (voir partie 2.2.2). La surface disponible par animal correspondant à la surface des cellules de Voronoï ou la surface maximale du polygone sur la Figure 1, contenant un poulet de chair sans croiser une autre cellule. Un rectangle est automatiquement tracé autour de chaque poulet identifié et la longueur ainsi que le largeur de chaque rectangle est enregistré pour le calcul de la surface médiane occupée par le corps du poulet (Tableau 1).

Tableau 1. Liste des variables relevées par analyse d'image et tracking individuel

Variables individuelles	unité	Nomenclature
Temps passé aux mangeoires	s	track.tps.mangeoire
Temps passé aux abreuvoirs	s	track.tps.abreuvoir
Distance parcourue par l'individu	cm	dist.parcourue.cm
Nombre de périodes d'activité		nb_periode.act
Durée des périodes d'activité	s	tps_periode.act
Surface médiane occupée par le corps du poulet	cm ²	surface.cm2
Pourcentage d'occupation de l'espace étudié par le poulet	%	X_occupation
Vitesse maximale de déplacement	cm/s	vit.max.cm.s

Figure 1. Exemple de cellules Voronoï, une cellule contenant un poulet de chair [crédit photo ITAVI]

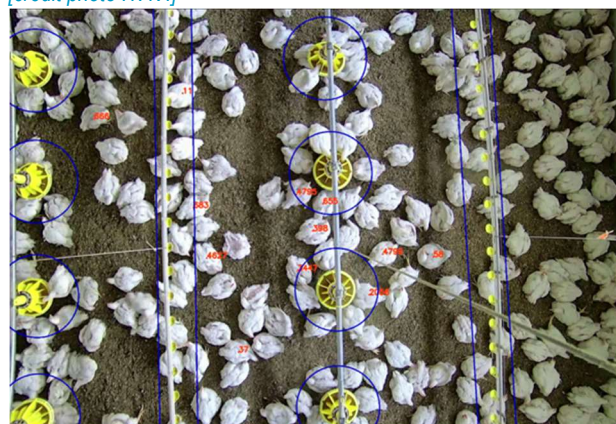


2.2 Mise au point du système de tracking

2.2.1. Détermination des zones d'intérêt

Des zones d'intérêt sont déterminées dans le champ de vision de la caméra pour connaître leur fréquentation (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 (Figure 2). 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.

Figure 2. Exemple de zonage mangeoires et pipettes (traçage en bleu) [crédit photo ITAVI]



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

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

1/ en conditions expérimentales à PEAT, INRAe de Nouzilly : Deux parquets de poulets ROSS 308 ont été élevés à 2 densités différentes (10 et 20 poulets par m²) jusque 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 2M pixels par parquet, placées en vue du dessus à 2,5m. Les animaux étaient strictement sous le champ de la caméra. Ces enregistrements ont été utilisés pour l'analyse des performances du modèle de détection à différentes densités. Ces vidéos réalisées en conditions expérimentales ont servi pour la partie 3.1.2 des résultats.

2/ en conditions commerciales en élevage de poulets ROSS 308 : trois caméras de 3M pixels ont été installées à 3 hauteurs différentes (2,5m qui représente 8.3m² de surface au sol filmée, 3,7m qui représente 28m² de surface au sol filmée et 5m qui représente 48m² de surface au sol filmée) dans un bâtiment d'élevage 2060m² dont les animaux ont été suivis jusqu'à 45 jours d'âge. Les animaux étaient libres dans le bâtiment, ils pouvaient sortir du champ de la caméra. La densité d'élevage était de 19 poulets/m². Ces dernières captations ont permis l'analyse des performances du modèle de détection selon différentes résolutions d'animaux (ie hauteurs de caméra et tailles des poulets). Ces vidéos réalisées en élevage commercial ont servi pour les parties 3.1.1 et 3.1.3 des résultats.

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

L'analyse des résultats 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 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 1000 poulets. 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 1'40 minutes (soit 1000 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 :

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

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

2.3. Validation du système pour la détection de comportement

Cette partie de l'étude a été réalisée chez un éleveur sur 2 lots consécutifs de poulets de chair mâles (Ross 308) élevés jusqu'à 46 jours d'âge, à 20 poulet/m² pour le lot 1 et 17 poulets/m² pour le lot 2. Les poulets ont été élevés dans un bâtiment d'élevage avec lumière naturelle et d'une surface de 2000 m².

2.3.1. Choix de l'élevage et matériel de captation

L'élevage a été sélectionné pour ses bons scores de bien-être (11 critères sur 12 supérieurs à la moyenne et score moyen de 4/5), évalués grâce à la méthode EBENE® (voir encart page 1) à 29 et 36 jours. Ce choix a été fait pour collecter des données d'îtes de référence. Le bâtiment d'élevage a été équipé d'une caméra Bascom PRO (3Mpx) fixée au plafond à une hauteur de 3,4 m et reliée à un enregistreur permettant de filmer les poulets en continu sur une portion du bâtiment d'élevage représentant une surface au sol de 22,1 m² (3,80 x 5,82 m).

2.3.2. Echantillonnage

Les 2 lots de poulets de chair mâles ont été observés à 4 âges différents (J26, J28, J37, J39). Les âges choisis permettent de répéter la saisie des données récoltées en milieu et en fin d'élevage pour renforcer l'échantillonnage. Deux périodes de 2 heures par jour ont été observées sur le 1^{er} lot (forte activité et faible activité) et 1 période de 2 heures par jour a été observée sur le deuxième lot (forte activité) (Figure 3). Le choix de ces périodes a été réalisé en comptant le nombre de poulets présents aux mangeoires au cours de la phase lumineuse car le comportement alimentaire est un fort indicateur d'activité chez le poulet de chair (Bizeray et al., 2004). Ces périodes ont été choisies en dehors des passages de l'éleveur. Pendant la période de 2 heures, 20 poulets ont été observés pendant 10 minutes par tracking individuel et par observation comportementale sur vidéo. L'effectif total sur les 4 jours d'observation était de 238 poulets dont 158 poulets venant du lot 1 et 80 poulets venant du lot 2.

2.3.3. Observations comportementales

Les vidéos ont également été analysées à l'aide du logiciel The Observer XT 15.0.1200 (©Noldus). Les observations ont été réalisées par focal sampling pour suivre l'animal en continu pendant 10 minutes et relever tous ses comportements. Les variables issues des relevés comportementaux sont présentées dans le tableau 2 (selon le répertoire comportemental adapté de Pereira et al., 2013).

Tableau 2. Liste des variables comportementales issues des relevés chez les poulets lors du focal sampling.

Variables comportementales	Nomenclature
Temps passé aux mangeoires (s)	tps_mangeoire
Temps passé aux abreuvoirs (s)	tps_abreuvoir
Temps passé debout (s)	tps_debout
Temps passé à manger (s)	tps_mange
Temps passé à boire (s)	tps_boit
Temps passé à explorer la litière (s)	tps_explore
Temps passé à se toiletter (s)	tps_toilette
Nombre d'étirements d'ailes et de pattes	nb_etirement
Nombre de bains de poussière	nb_bain
Nombre d'interactions positives	nb_intpositive
Nombre d'interactions agressives	nb_intagressive
Nombre de duels (agressif ou non)	nb_duel

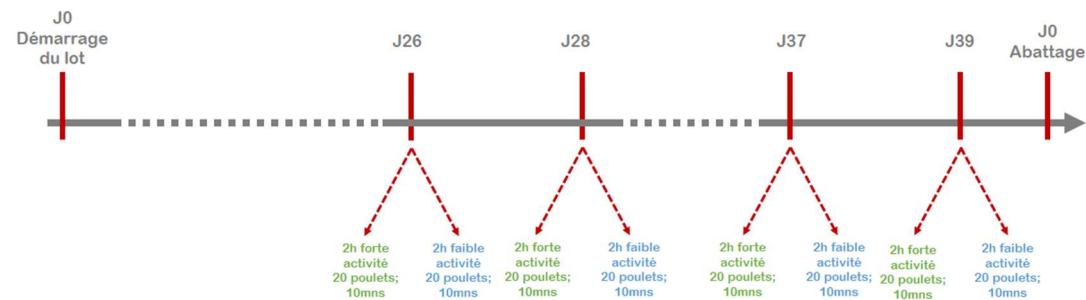


Figure 3. Détail des observations comportementales sur la période d'élevage (en vert pour les lots 1 et 2 et en bleu uniquement pour le lot 1).

2.3.3. Analyses statistiques

Les analyses statistiques ont été réalisées à l'aide du logiciel R, version 4.0.2 (R Core Team, 2019). Des tests de corrélation de Pearson ont été réalisés. Les variables présentant un coefficient de corrélation élevé ou très élevé ($r \geq 0,70$) (Martin & Bateson, 2013) et respectant un seuil de probabilité inférieur à 5 % ont été considérés comme très corrélées. Les variables présentant un coefficient de corrélation modéré ($0,40 \leq r < 0,70$) et respectant un seuil de probabilité inférieur à 5% ont été considérés comme modérément corrélées. La significativité des corrélations a été vérifiées à l'aide de tests de corrélations de Pearson.

3. Résultats et discussion

3.1. Performances du système de tracking

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

Le Tableau 2 présente les performances de détection pour un âge et une hauteur de caméra donnée. Avec une caméra à 2,5m, la sensibilité varie de 96,9% à J12 à 100% à J39. Lorsque la caméra est positionnée à 3,7m, ce pourcentage varie de 84,2% à J12 à 99,8% à J39. Enfin une caméra à 5m 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 2500 pixels/poulet pour une caméra à 5m de haut et des poulets de 12 jours d'âge à 17500 pixels pour des poulets de 39 jours et une caméra à 2,5m 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 1000*1000 pixels se retrouve réduite à une taille de 22*22 pixels. Ainsi, un poulet de 12 jours d'âge filmé par une caméra de 3Mpixels 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 (Tableau 3). Il apparaît une limite entre 3500 et 4000 pixels par animal en dessous de laquelle le taux de détection chute significativement.

Tableau 3. Performances de détection de l'algorithme en fonction de la hauteur et de l'âge des poulets (en gras la surface médiane d'un poulet en pixels).

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

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

Le Tableau 4 présente les performances de détection du réseau de neurones en fonction de 2 densités différentes, à 10 et 20 poulets au m^2 . Les pourcentages de détection d'animaux dans le champ de vision ne diffèrent pas en fonction de la densité (+1% d'animaux détectés pour le parquet faible densité par rapport au forte densité). Le taux de fausses découvertes (un poulet détecté alors qu'il n'y en a pas) est cependant plus élevé dans le parquet faible densité par rapport au parquet forte densité. Ce dernier résultat s'inverse concernant la sensibilité. Plus la concentration d'animaux est élevée, plus le risque qu'un animal en cache un autre augmente. 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 m^2 à J29

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

3.1.3. Qualité du tracking

Les vidéos réalisées en élevage commercial ont servi pour évaluer la qualité du tracking. Le Tableau 4 fait état des performances de tracking des animaux. Elles ont été calculées sur 1000 images successives, prises en conditions d'élevage commercial de poulets de chair à J26 et J39. Le nombre d'erreurs d'identification est présenté par animal et par minute (10 images/seconde soit 1000 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). 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). C'est également dans ces zones que les faux négatifs apparaissent le plus souvent.

3.2. Validation du système pour la détection de comportement

3.2.1. Profils comportementaux des poulets

Parmi les 238 poulets observés, 42,9% à 48,7% ont fait l'action de boire ou de manger au moins une fois pendant les 10 minutes d'observation. Ces deux comportements étaient majoritairement exprimés, avec la position debout. Les comportements d'étirement, d'exploration, de toilettage et la posture debout ont été exprimés au moins une fois par, respectivement, 57,1%, 76,9%, 82,8% et 97,9% des poulets pendant les 10 minutes d'observation. Cependant, les durées moyennes d'expression de ces comportements sont très faibles (Figure 4). Parmi les poulets ayant exprimés au moins une fois les comportements cités, ceux-ci sont exprimés pendant en moyenne 6,4 à 22,7 secondes pendant les 10 minutes observées.

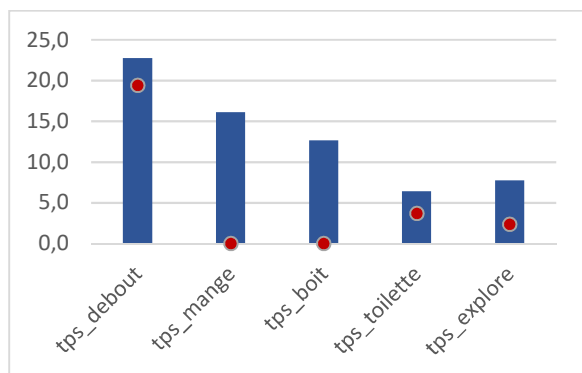


Figure 4. Durées moyennes d'expression des comportements pendant les 10 min d'observation (en secondes) (en rouge la médiane des 238 poulets)

Moins de 15% des 238 poulets observés par vidéo ont exprimé des comportements sociaux (duels, interactions positives ou agressives) ou des bains de poussières, et la fréquence de ces comportements étaient faible (Figure 5). Parmi les poulets ayant exprimés au moins une fois ces comportements, ceux-ci sont exprimés en moyenne 1 à 8,5 fois pendant les 10 minutes observées, le comportement

de bain de poussières se distingue des autres car seuls 2 poulets l'ont exprimé avec une forte fréquence.

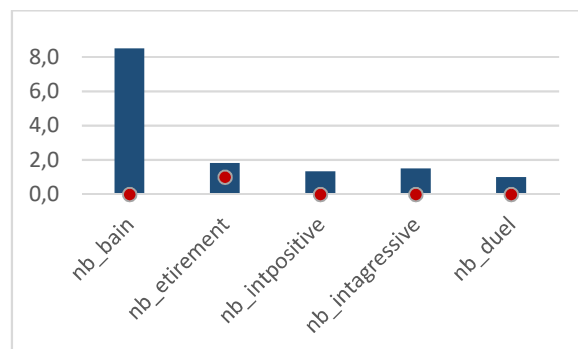


Figure 5. Nombre moyen d'expression des comportements pendant les 10 min d'observation (en occurrences) (en rouge la médiane des 238 poulets)

Ces résultats sont cohérents avec les résultats de Weeks et al. (2000), Weeks et al. (1994) et Gordon et Tucker (1993), qui montrent que l'activité décroît avec l'âge des poulets de chair à croissance rapide en lien notamment avec une sélection génétique ayant favorisée les individus les plus sédentaires (Bizeray, 2001). De plus, les poulets étudiés ici sont des mâles, considérés généralement moins actifs que les femelles (Preston et al., 1983).

3.2.2. Des liens identifiés entre les données de tracking et comportements observés par vidéo

Le temps que les poulets passent en position debout et à se nourrir est inversement corrélé au temps passé à se toiletter. Le temps passé à s'abreuver est inversement corrélé à des comportements d'interaction (duel ou interactions agressives). Le temps passé aux abreuvoirs, estimé par tracking, est corrélé à l'action de boire ($P < 0,001$; $r = 0,62$) et l'action de se nourrir est fortement corrélée au temps passé aux mangeoires estimé par tracking ($P < 0,001$; $r = 0,73$), comme illustré sur les Figures 6 et 7.

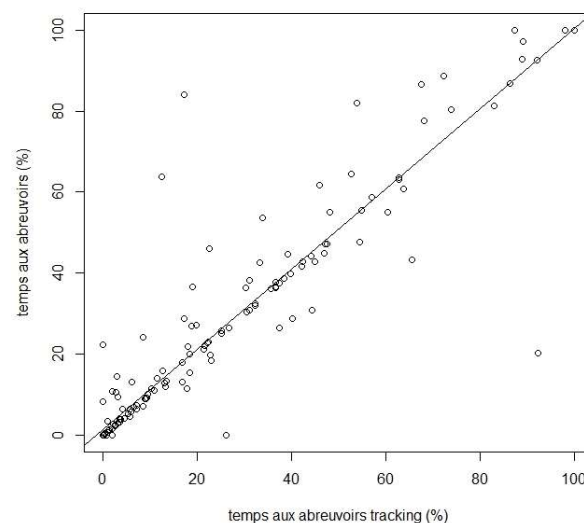


Figure 6. Corrélations entre le temps passé aux abreuvoirs, estimé par tracking (temps aux abreuvoirs tracking (%)) et le temps passé à faire l'action de boire (temps aux abreuvoirs (%)) ; N=238 poulets

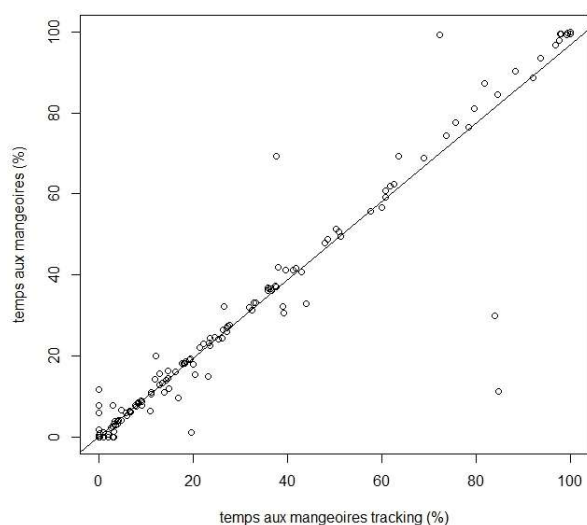


Figure 7 – Corrélations entre le temps passé aux mangeoires, estimé par tracking (temps aux mangeoires tracking (%)) et le temps passé à faire l'action de se nourrir (temps aux mangeoires (%)) ; N=238 poulets

Le tracking individuel permet de détecter des comportements d'abreuvement et d'alimentation chez les poulets d'élevage. La durée des périodes d'activité, la distance parcourue et le pourcentage d'occupation de l'espace sont positivement corrélés au temps passé debout (respectivement : $P < 0,001$; $r = 0,61$ - $P < 0,001$; $r = 0,62$ - $P < 0,001$; $r = 0,44$). Lorsque les animaux se déplacent, ils sont forcément debout, ce qui explique les corrélations obtenues. Aucune corrélation n'a été mise en évidence entre les temps passé à explorer ou encore à interagir et les données de tracking. Ces résultats peuvent s'expliquer par le fait que ces comportements étant peu exprimés chez les poulets, ils ont été peu observés dans cette étude.

4. Conclusion

Cette étude a permis de montrer que la qualité de détection dépend de la définition de la caméra, la taille et l'âge et l'animal, la hauteur de la caméra, la densité et l'activité des animaux. La qualité du tracking dépend la qualité de la détection et de l'activité des animaux également. Les densités commerciales ne semblent pas un frein pour la détection des animaux avec 97% d'animaux détectés et moins d'une erreur de tracking/animal/minute à partir de J12 à 2.5m de hauteur de caméra et 19 poulets au m². Il apparaît également possible d'identifier des liens entre les comportements observés chez les poulets de chair d'élevage commercial et les données relevées par ce logiciel de tracking individuel. En effet, le tracking des individus s'avère être un outil fiable, dont certaines données peuvent être reliées à des comportements, notamment l'action de se nourrir, s'abreuver et également liées à la posture debout des poulets. Ces résultats soulignent l'intérêt de continuer les travaux de développement d'un système de détection automatique des comportements des poulets de chair, par l'élaboration d'indicateurs 'proxy' basé sur ces données de tracking. Aussi sur les comportements plus rarement exprimés comme les comportements sociaux et de confort. L'objectif *in fine* est d'intégrer ces 'proxy' dans un outil unique de relevé automatique d'indicateurs de bien-être chez les poulets de chair d'élevages commerciaux.

Remerciements

Cette étude a été conduite dans le cadre du projet Cas Dar recherche technologique 2019 EBroilerTrack N°18 ART 1832, piloté par l'ITAVI en partenariat avec l'INRAE. Elle a bénéficié du soutien financier du Ministère de l'Agriculture et du CIPC. Les auteurs également l'organisation de production LDC pour son implication en tant que partenaire du projet.

Références bibliographiques

- Bizeray, D., Faure, J. M., & Leterrier, C. (2004). INRAE Productions Animales, 17(1), 45–57. <https://doi.org/10.20870/productions-animales.2004.17.1.3552>
- Colles, Frances M., Russell J. Cain, Thomas Nickson, Adrian L. Smith, Stephen J. Roberts, Martin C. J. Maiden, Daniel Lunn, et Marian Stamp Dawkins. 2016. Monitoring Chicken Flock Behaviour Provides Early Warning of Infection by Human Pathogen *Campylobacter*. *Proceedings. Biological Sciences* 283 (1822): 20152323.
- 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.
- Créach.P, Warin L., Bouvarel I., Concordet D., Brunet H. ; 2022. Développement d'algorithmes de tracking par imagerie pour le relevé automatique d'indicateurs de bien-être des poulets de chair en élevage. Quatorzièmes Journées de la Recherche Avicole et Palmipèdes à Foie-Gras, Tours, 09 et 10 mars 2022 [in press]
- Dawkins, M. S., S. J. Roberts, R. J. Cain, T. Nickson, et C. A. Donnelly. 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, MS, L Wang, S.A. Ellwood, S.J. Roberts, et S Gebhardt-Henrich. 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
- Depierreux A., Warin L., Brunet H., Concordet D., Lumineau S., Bouvarel I., Créach P. ; 2022. Validation d'un système de tracking video individual pour détecter les comportements des poulets de chair en élevage. Quatorzièmes Journées de la Recherche Avicole et Palmipèdes à Foie-Gras, Tours, 09 et 10 mars 2022 [in press]
- Farm Animal Welfare Council 1992 FAWC updates the five freedoms *Veterinary Record* 17: 357.
- Feiyang, Zhang, Hu Yueming, Chen Liancheng, Guo Lihong, Duan Wenjie, et 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, Garrett A., Clover J. Bench, et Keith B. Tierney. 2016. Automated Behavioural Response Assessment to a Feeding Event in Two Heritage Chicken Breeds. *Applied Animal Behaviour Science* 179 (juin): 74-81
- Gordon, S. H., & Tucker, S. A. (1993). In 4th European Symposium on Poultry Welfare, Universities Federation for Animal Welfare (Vol. 291)
- LeCun Y. ; 2016. Les enjeux de la Recherche en Intelligence Artificielle. Chaire informatique et sciences numériques 2015-2016.
- Li, N., Z. Ren, D. Li, et L. Zeng. 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.
- Mika A., Bignon L., Mindus C., Litt J., Souchet C., Bonnaud V., Picchiotto 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
- Oliveira, J. L., H. Xin, et H. Wu. 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, April). Deep learning vs. traditional computer vision. In *Science and Information Conference* (pp. 128-144).
- Pereira, D. F., Miyamoto, B. C., Maia, G. D., Sales, G. T., Magalhães, M. M., & Gates, R. S. (2013). Computers and electronics in agriculture, 99, 194-199.
- Peña Fernández, Alberto, Tomas Norton, Emanuela Tullo, Tom van Hertem, Ali Youssef, Vasileios Exadaktylos, Erik Vranken, Marcella Guarino, et Daniel Berckmans. 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.
- Sales, G. T., A. R. Green, R. S. Gates, T. M. Brown-Brandl, et R. A. Eigenberg. 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.

Références bibliographiques

- Siegford, Janice M., John Berezowski, Subir K. Biswas, Courtney L. Daigle, Sabine G. Gebhardt-Henrich, Carlos E. Hernandez, Stefan Thurner, et Michael J. Toscano. 2016. Assessing Activity and Location of Individual Laying Hens in Large Groups Using Modern Technology. *Animals* 6 (2): 10.
- Silvera, A. M., T. G. Knowles, A. Butterworth, D. Berckmans, E. Vranken, et H. J. Blokhuis. 2017. Lameness Assessment with Automatic Monitoring of Activity in Commercial Broiler Flocks. *Poultry Science* 96 (7): 2013-17.
- Weeks, C. A., Nicol, C. J., Sherwin, C. M., & Kestin, S. C. (1994). *Animal Welfare*, 3(3), 179-192.
- Weeks, C. A., Danbury, T. D., Davies, H. C., Hunt, P., & Kestin, S. C. (2000). *Applied animal behaviour science*, 67(1-2), 111-125.

Abstract : Development and validation of an individual video tracking system for monitoring the behavior of broiler chickens

Guaranteeing consumers a broiler farm that respects animal welfare is the basis of the breeder's profession, but civil society is asking for more transparency on breeding practices. Welfare assessment methods exist (e.g. EBENE®) but require time and the presence of a trained observer. Image analysis is an opportunity to perform continuous and real time measurements, without requiring the presence of an observer in the building (i.e. without disturbing the animals). The objectives of this paper are 1/ to report on the current performance of a new individual chicken tracking system using artificial intelligence, developed in several commercial broiler trials and 2/ to verify the consistency between the quantification of certain behaviors expressed by broilers by an observer and the data collected by the developed tracking system. These algorithms allow a precise quantification of the broilers' activity. To date, there is no similar system under development or commercialized to operate at commercial broiler densities. Indeed, publications on similar developments show results from trials conducted only on small groups of animals.

The work showed that the sensitivity of the algorithm varies according to age, camera height, density of chickens per square meter and their activity. It goes from 99.2% at 29 days of age and a density of 10 chickens per m², to 98.1% at 20 animals per m². This detection is strongly linked to the number of pixels per chicken which increases with age and with the resolution of the camera images (number of pixels/m²). An increase in the height of the camera or a degradation of the image definition (number of pixels in the image), decreases the resolution of the image and the sensitivity. The time spent at the troughs measured automatically is positively correlated with the drinking action recorded by video observations. The same is true for the time spent at the feeders and the action of eating. The automatically measured walking distance is positively correlated with the standing posture measured by video observations. These results underline the interest to continue the development of an automatic detection system of broiler behaviors, by the elaboration of indicators based on the data from the tracking by imagery. The ultimate goal is to integrate these developments into a complete tool for the automatic detection of welfare indicators in commercial broilers.