

DEVELOPPEMENT DE MESURES AUTOMATISEES D'INDICATEURS SONORES POUR LA DETECTION PRECOCE DE TROUBLES RESPIRATOIRES CHEZ LES VOLAILLES : CAS DE LA BRONCHITE INFECTIEUSE

Créach Pauline¹, Pajusco Nicolas², Brouard Bruno², Simon Laurent², Riou Mickaël³, El Jabri Mohammed⁴, Doutart Elodie⁴, Ayoub Khoumane⁴, Travel Angélique¹

¹ITAVI – 7, rue du Faubourg Poissonnière – 75009 Paris

²Laboratoire d'Acoustique de l'Université du Mans (LAUM), UMR 6613, Institut d'Acoustique - Graduate School (IA-GS), CNRS, Le Mans Université, France

³INRAE, UE-1277 PFIE, Centre Val de Loire, 37380 Nouzilly

⁴IDELE, 149, rue de Bercy, 75012 Paris

creach@itavi.asso.fr

RÉSUMÉ

Les vocalisations produites par les volailles apportent des informations sur leur santé et leur bien-être (vocalisation de stress ou de confort par exemple). Ces informations, complémentaires à celles fournies par l'éleveur, peuvent permettre une détection plus précoce de l'apparition d'une pathologie. A ce jour aucune solution d'analyse acoustique n'est commercialisée pour cet usage en élevage. Cette technologie permettrait d'avertir l'éleveur en cas de dépassement de critères d'alerte de façon à prendre immédiatement des mesures correctives adaptées et ainsi limiter l'aggravation du problème. L'objectif de ce travail est d'évaluer la faisabilité de détecter automatiquement des symptômes de la Bronchite Infectieuse (éternuement et râles) chez les volailles. Un second objectif est d'identifier un ou plusieurs indicateurs acoustiques permettant de détecter précocement la mise en place de ce virus. La première étape de cette étude a consisté à collecter des bandes sonores en conditions expérimentales contrôlées sur des groupes de poulets de chair ROSS 308 infectés (essai ; n=30) et non infectés (témoin ; n=30) par la bronchite infectieuse. Une première étape d'écoute par un groupe d'expert a permis de détecter et d'isoler des râles et des éternuements, permettant ainsi de les caractériser à l'aide de descripteurs acoustiques. Ensuite, un algorithme a été développé pour détecter et isoler automatiquement et spécifiquement ces symptômes sur le groupe essai. La deuxième étape de ce travail a permis de différencier le groupe de poulets sains du groupe de poulets malades au regard de l'évolution temporelle du niveau sonore relatif. Trois jours post-inoculation, une différence de 3 décibels est observée en période de nuit entre les groupes (+3 dB pour le groupe infecté ; intensité sonore multiplié par 2). Ce travail permet de mettre en évidence l'intérêt de l'analyse acoustique pour la détection précoce de pathologies chez le poulet de chair. Il devra se poursuivre avec des essais en conditions terrain.

ABSTRACT

Development of automated measurements of sound indicators for the early detection of health disorders in poultry: the case of Infectious Bronchitis

The vocalisations produced by poultry provide information on their health and well-being (e.g. stress or comfort vocalisations). This information, complementary to that of the breeder, can allow earlier detection of the appearance of a pathology and to date no acoustic analysis solution is marketed for this use in breeding. This technology would allow the farmer to be warned when alert criteria are exceeded so that appropriate corrective measures can be taken immediately, thereby limiting the aggravation of the problem. The objective of this work is to evaluate the feasibility of automatically detecting symptoms of Infectious Bronchitis (sneezing and rales) in poultry. A second objective is to identify one or more acoustic indicators for early detection of the establishment of this virus. The first step in this study was to collect soundtracks under controlled experimental conditions from groups of ROSS 308 broilers infected (trial; n=30) and uninfected (control; n=30) with infectious bronchitis (IBV, avian coronavirus). A first stage of listening by a group of experts allowed the detection and isolation of rales and sneezes, thus allowing them to be characterised using acoustic descriptors. An algorithm was then developed to automatically and specifically detect and isolate these symptoms on the test group. The second step of this work was to differentiate the healthy group from the sick group based on the temporal evolution of the relative noise level. Three days post-inoculation, a difference of 3 decibels was observed at night between the groups (+3 dB for the infected group; sound intensity multiplied by 2). This work highlights the value of acoustic analysis for the early detection of pathologies in broilers. It should be continued with trials in field conditions.

INTRODUCTION

La détection précoce et le diagnostic rapide sont des leviers indispensables pour limiter la propagation et donc l'impact des maladies en élevage. Plusieurs démarches étudient la possibilité d'utiliser les données collectées en élevage de volailles, couplées ou non à des technologies, telles que des caméras ou des microphones par exemple (Astill *et al.*, 2020). Ces outils peuvent permettre d'évaluer et de rendre compte du bien-être et de la santé des animaux en élevage. Les avantages de ces technologies sont la collecte de données 1/ en temps réel, sans perturber les animaux puisque qu'ils sont non-invasifs, 2/ de manière plus objective et 3/ moins chronophage que les méthodes réalisées traditionnellement par un observateur humain. Ainsi, utiliser l'analyse d'image ou du son permet 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). De plus, la demande sociétale pour un élevage respectueux du bien-être animal et pour plus de transparence sur les pratiques pousse les filières à travailler sur des solutions de ce type, permettant de prouver que les oiseaux sont correctement élevés, tout au long de leur période d'élevage (Créach *et al.*, 2019).

Les vocalisations produites par les volailles tout au long de leur vie jouent un rôle dans la communication entre les animaux et certaines d'entre elles peuvent refléter l'état dans lequel se trouvent les volailles (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 éternuements. 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 s.p.p.*, *Bordetella s.p.p.* par exemple) ou des champignons (*Aspergillus s.p.p.*) (Dal Pozzo F., 2019). 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 éternuements, les articles précédemment

listés concernent des essais conduits sur de petits groupes d'animaux ou des volailles prises individuellement. Il a été montré que les faibles périodes d'activité, que sont les périodes nocturnes, sont plus propices à la surveillance de sons anormaux et éternuements en bâtiments avicoles (Du *et al.*, 2018 ; Carpentier *et al.*, 2019).

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. L'objectif du travail était 1/ d'identifier des différences entre les groupes infectés et non infectés 2/ de caractériser d'un point de vue acoustique, les symptômes respiratoires de la BI (éternuement et râle) chez les animaux malades et 3/ de développer un algorithme de détection automatique de ces symptômes.

1. MATERIELS ET METHODES

1.1. Design expérimental

Les essais ont été réalisés au sein de l'Unité Expérimentale UE-1277 Plateforme d'Infectiologie expérimentale (PFIE : <https://doi.org/10.15454/1.5535888072272498e12>) sur du poulet Ross 308 élevé jusque 35 jours (Figure 1). Deux salles ont été mis 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. Les animaux de la salle BI ont été inoculés à J28 par voie naso-oculaire, soit avec PBS 1X stérile (lot témoin) soit avec 500 µL IBV à 1.105 EID50 avec une seringue de 1 mL (gCoV/chicken/Morocco/138/2014). 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 (décision de notification du CE : #18924-2019020411222196 v3).

Figure 1. Photos de l'installation avec les poussins



1.2. Enregistrement sonores

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 1). 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 Y. et Malah D., 1984 ; Cappe O., 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 $L = 20 \log_{10}(\sigma/p_{ref})$ avec p_{ref} une pression de référence et σ la variance d'un échantillon sonore de 10 secondes.

1.3 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 1 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 1. Cette analyse permet la description des deux symptômes.

Tableau 1. 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
Skewness	Asymétrie du signal
Kurtosis	Aplatissement du signal
Etalement temporel	Bande temporelle où est concentrée l'essentiel de l'énergie
Temps moyen	Temps autour duquel est distribué l'énergie du signal

Etalement fréquentiel	Bande de fréquences où est concentrée l'essentiel de l'énergie du signal fréquentiel
Fréquence moyenne	Fréquence moyenne autour de laquelle le spectre est distribué

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

1.4. 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 1s. 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.

2. RESULTATS ET DISCUSSION

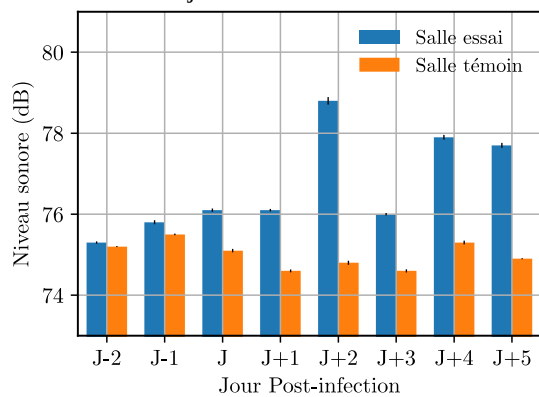
Un total de 2238 bandes son de 10 minutes ont été collectées sur la salle essai (BI) et 4263 bandes sur la salle témoin, soit respectivement 373 heures de vidéos et 710 heures de vidéos. Cette différence s'explique par le fait que les enregistrements de la salle essai (BI) n'ont pas été réalisés depuis le démarrage du lot mais ont démarré 2 jours avant l'inoculation des animaux (lors du transfert dans leur salle respective).

2.1. Suivi du niveau d'intensité sonore relatif

Une différence moyenne de 3 dB a été détectée, 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 2). 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 2). Une différence est considérée comme significative à partir de 2 dB. Ceci correspond à une augmentation de l'intensité sonore de 50% (intensité sonore équivalent au niveau sonore). D'après la Figure 2, le niveau sonore de la salle témoin est plutôt stable, tout au long de l'essai.

Figure 2. Evolution du niveau sonore relatif (dans la salle témoin et essai-BI) de nuit en fonction du nombre de jours d'inoculation.



2.2. Caractérisation des éternuements et râles

La figure 3 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 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 4, respectivement en rouge et bleu) et 1 relatif au râle (Cluster 1 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 4). 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 4). 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 2).

Figure 3. Spectrogramme (a) d'un éternuement (b) d'un râle.

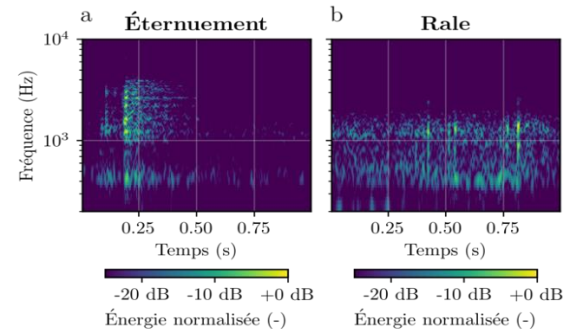


Figure 4. Biplot des résultats de l'Analyse en Composante Principale (ACP) appliquée sur les descripteurs acoustiques

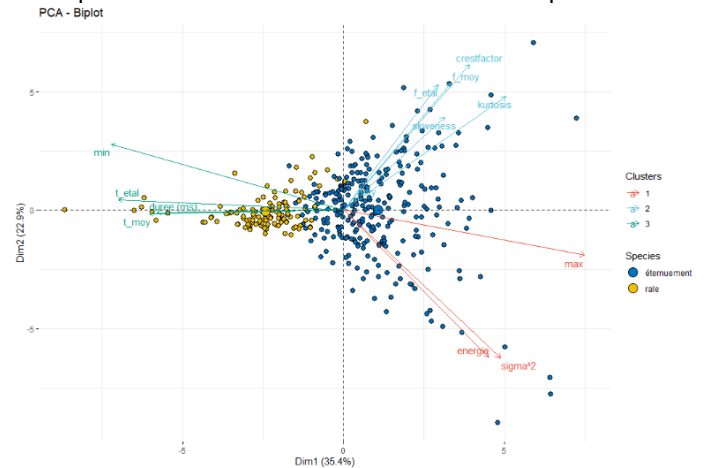


Tableau 2. Moyennes des indicateurs acoustiques calculés pour le râle et l'éternuement (en gras les variables qui caractérise chaque symptôme et donc significativement différent)

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 (V²)	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

2.3. 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 : Éternuement, Rôle, Pépiement et Autre (Tableau 3). Pour la classe Éternuement, 104 ont bien été identifiés (Vrais Positifs : VP) parmi 109 et 20 Faux Positifs (FP), 82 Vrais Négatifs (VN) et 5 Faux Négatifs. Cela amène à une sensibilité ($VP/(VP+FN)$) de 95% et une spécificité ($VN/(VN+FP)$) de 80%. La classe rôle affiche une sensibilité de 65% et une spécificité de 98%. La classe Pépiement donne une sensibilité de 71% et une spécificité de 99%. 69% de sensibilité et 94% de spécificité ont été obtenus pour la classe Autre (Tableau 3). 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 Rôle, 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 3. Matrice de confusion du modèle de prédiction réalisé

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

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Astill J., Dara R-A., Fraser E.D-G., Roberts B., Sharif S. ; 2020. Smart poultry management: Smart sensors, big data, and the internet of things. Computers and Electronics in agriculture 170, 105291.
- 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., 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.
- 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, AMCR Wallonie Elevage, 2019 dossier Sanitaire p64
- Dawkins MS ; 1998. Evolution and Animal Welfare. The Quarterly Review of Biology ;73(3):305-28.
- Du X., Lao F., Teng G. ; 2018. A sound source localisation analytical method for monitoring the abnormal night vocalisations of poultry. Sensors (Suisse).
- Ephraim Y. and Malah D., Speech enhancement using a minimum-mean square error short-time spectral amplitude estimator ; 1984. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 32(6), pp.1109-1121.
- 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.
- 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.
- 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.

CONCLUSION

Il apparaît dans cette étude que l'éternuement est un son court (0,25s) et nettement distinguable à l'oreille. Le rôle est, quant à lui, un événement plus long (1,09s), 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'1s. Il présente de meilleurs résultats pour une détection automatique des éternuements : 95 % de sensibilité, contre 65 % pour les rôles. 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 3décibels d'écart entre les 2 salles est systématique et donc bien lié à l'inoculation.

REMERCIEMENTS

Cette étude a été conduite dans le cadre du projet Cas Dar 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 et de l'interprofession poulets de chair (CIPC). Nous remercions la direction de la Plateforme d'Infectiologie d'avoir réalisée ces essais, dont l'équipe zone confinée et plus précisément les pilotes de l'étude expérimentale, Sylvain Breton et Alexis Pléau.