

Détecter les troubles respiratoires des jeunes bovins automatiquement et précocement à l'aide de capteurs multiparamètres

GUIADEUR M. (1), ALLAIN C. (1), ASSIE S. (2), BERTRON JJ. (1), CONCORDET D. (3), MERLE LA. (4), MOUNAIX B. (1), PHILIBERT A. (1), CHASSAN M. (3)

(1) Institut de l'Élevage, 149 rue de Bercy, 75595 PARIS Cedex 12

(2) ONIRIS, route de Gachet, CS 40706, 44037 NANTES Cedex 3

(3) ENVT, 23 chemin des Capelles, 31076 TOULOUSE Cedex 3

(4) Chambre agriculture Pays de la Loire, Ferme expérimentale des Etablières, Route du moulin Papon, 85000 LA ROCHE SUR YON

RESUME

Les bronchopneumonies infectieuses (BPI) constituent le problème sanitaire dominant des ateliers d'engraissement de jeunes bovins (JB). La précocité de la prise en charge est un facteur clé de la réussite du traitement (Ferran et al., 2011) pour limiter l'extension du processus infectieux. Le développement récent des capteurs dans le monde de l'élevage offre la possibilité de développer de nouveaux outils d'aide au diagnostic des maladies. Le projet BeefSense avait pour objectif de construire un algorithme de détection précoce et automatique des BPI à l'aide de données issues d'une combinaison de capteurs embarqués sur les animaux. Les capteurs ont permis d'enregistrer pendant les 30 premiers jours d'engraissement la température ruminale et l'activité de 104 jeunes bovins de race Charolaise (rumination, déplacement, repos). Pour un jour j , le statut clinique d'un animal donné a été modélisé à l'aide d'une régression logistique alimentée par 160 variables d'entrée issues des données des capteurs. La combinaison des variables d'entrée la plus appropriée pour construire l'algorithme a été sélectionnée en minimisant le critère $(1-Se)^2 + (1-Sp)^2$ où Se est la sensibilité du modèle et Sp sa spécificité. Le meilleur modèle de prédiction construit dans le cadre du projet permet de détecter les BPI un jour avant l'apparition des signes cliniques observés à distance sur l'animal avec une sensibilité de 74 % et une spécificité de 74 %. La suppression des données de température ruminale comme variable d'entrée du modèle diminue la sensibilité de la détection de 2 % et la spécificité de 3 %. L'algorithme construit ne permet pas en l'état la construction d'un outil d'aide à la décision utilisable directement par un éleveur. Toutefois ces résultats sont encourageants en termes de précocité et de performance de détection. De futurs travaux seraient nécessaires pour évaluer l'intérêt économique, sanitaire et zootechnique de l'utilisation de l'algorithme combiné à différentes stratégies de prise en charge médicamenteuse des BPI en fonction de la précocité de la détection.

Early and automated detection of BRD disease in young bulls using multiparameters device

GUIADEUR M. (1), ALLAIN C. (1), ASSIE S. (2), BERTRON JJ. (1), CONCORDET D. (3), MERLE LA. (4), MOUNAIX B. (1), PHILIBERT A. (1), CHASSAN M. (3)

(1) Institut de l'Élevage, 149 rue de Bercy, 75595 PARIS Cedex 12

SUMMARY

Bovine respiratory disease (BRD) is the major health issue in fattening units. An early therapeutic management strategy is a key factor for the success of the treatment and to reduce the spread of the infectious process (Ferran et al., 2011). The recent development of precision livestock farming offers the possibility to develop new tools to diagnose diseases. BeefSense project aimed to develop an innovative automated early detection system of BRD, involving a multi-sensor approach associated with the development of detection algorithms. Sensors registered data regarding activities (rumination, movement, resting) and ruminal temperature of 104 Charolais young bulls during the first 30 days of fattening. For a day d , the clinical status of a young bull was modeled using a logistic regression based on 160 input variable acquired by sensors. The best set of explanatory variables was chosen by minimizing $(1-Se)^2 + (1-Sp)^2$ where Se is the sensitivity and Sp the specificity of the model. The best prediction algorithm detect BRD one day before the clinical signs occurrence with 74% sensitivity and specificity. The suppression of the intraruminal temperature from input data decrease model performance: 2 % of specificity and 3 % of the sensitivity. The algorithm built in BeefSense does not allow the construction of a decision tool usable by a farmer. However, the results are encouraging regarding the specificity and the earliness of BRD detection. Futures studies should be conducted to assess the economical, sanitary and zootechnical potential of using such algorithm combine with drug treatment strategies of BRD varying with the earliness of the detection.

INTRODUCTION

Les troubles respiratoires ou bronchopneumonies infectieuses (BPI) constituent le problème sanitaire dominant des ateliers d'engraissement de jeunes bovins (JB) et résultent de multiples facteurs liés à l'hôte, aux pratiques ou aux conditions d'élevage. Les solutions thérapeutiques incluent l'utilisation d'antibiotiques notamment pour lutter contre les surinfections bactériennes. De précédentes études ont montré que la

détection des BPI en élevage basée sur des signes cliniques n'est pas suffisamment sensible (White and Renter, 2009) et spécifique (Griffin, 2010) pour permettre une prise en charge thérapeutique précoce. Pourtant, la précocité de la prise en charge est un facteur clé de la réussite du traitement (Ferran et al., 2011) pour limiter le processus infectieux et ainsi réduire les rechutes et la mortalité. Une amélioration de la spécificité de la détection des BPI des JB permettrait un

usage raisonné des antibiotiques et une réduction du coût de l'engraissement des JB (Theurer et al., 2015).

Le développement récent des capteurs dans le monde de l'élevage offre la possibilité de développer de nouveaux outils d'aide au diagnostic et à la décision, notamment sur le plan des traitements des BPI. De précédents travaux ont déjà été conduits sur le lien entre des données enregistrées par des capteurs et les BPI. Timsit et al. (2011) ont évalué l'intérêt d'utiliser un bolus ruminal thermomètre et mis en évidence que 73% des épisodes d'hyperthermie pouvaient être liés aux BPI. Les bolus ont permis la mise en évidence des épisodes d'hyperthermie 12 à 36h avant l'apparition des signes cliniques des BPI. Schaefer et al. (2007) ont détecté des augmentations de la température orbitale des JB à l'aide de la thermographie infrarouge 4 à 6 jours avant l'apparition des premiers signes cliniques des BPI. Ces résultats ne peuvent cependant pas être utilisés pour prédire les BPI. En effet, les auteurs présentent des résultats de corrélations entre des paramètres mesurés par les capteurs et l'apparition de signes cliniques correspondants aux BPI mais ne comportent pas de résultats quand à une validation des modèles prédictifs sur des données indépendantes de celles qui ont servies à mesurer la corrélation. Par ailleurs, les corrélations portent sur le lien entre un seul paramètre mesuré et l'apparition des signes cliniques. Le projet BeefSense avait pour objectif de construire un algorithme de détection précoce des BPI. L'innovation réside dans l'idée premièrement de combiner la mesure de paramètres de nature différente à l'aide de capteurs, liées au comportement et à la température des animaux, pour améliorer la précocité et la spécificité de la détection automatique des maladies respiratoires des JB, et deuxièmement d'éviter de surestimer les performances du modèle de prédiction par une méthode de validation croisée.

1. MATERIEL ET METHODES

1.1. ACQUISITION DES DONNEES

104 JB de race Charolaise de poids et d'âges homogènes (**Tableau 1**) ont été suivis lors du premier mois en engraissement à la Ferme expérimentale des Etablères (Vendée, France) durant les automnes 2019 et 2020. Les animaux n'ont pas fait l'objet d'un protocole vaccinal. Les animaux atteints de BPI pendant le premier mois d'engraissement ont reçu des traitements médicamenteux selon les recommandations du vétérinaire de l'élevage.

	Année 2019		Année 2020	
	Moyenne	ET	Moyenne	ET
Poids (kg)	312,8	34	342,4	42
Âges (jours)	228	25	248	21

Tableau 1 : Poids et âges moyens des 104 jeunes bovins à la mise en lot à l'arrivée en atelier d'engraissement en 2019 et 2020, ET : Ecart type.

Les animaux ont été équipés de podomètres activimètres (IceQube®, IceRobotics, South Queensferry, United Kingdom), de colliers activimètres (HeatTime, DairyMaster, Causeway, Ireland) et de bolus thermomètre intraruminal (San'Phone, Médria Solutions, Saint Lô, France). Pendant le premier mois d'engraissement, les capteurs ont enregistré les températures du rumen, le nombre de buvées, le nombre de pas, le temps passé couché, le nombre d'épisodes couché par tranche de 5 minutes et le temps passé à s'alimenter et à ruminer par tranche de 15 minutes.

En parallèle, chaque animal a fait l'objet d'une observation clinique quotidienne à distance par un vétérinaire selon la grille de notation figurant **tableau 2**. La température rectale de chaque animal a été enregistrée chaque semaine pendant le premier mois d'engraissement. Ces données ont été utilisées

pour construire un score clinique global défini comme le produit des deux scores suivants :

- Score d'état général = somme des notations d'hyperthermie, abattement, prise de nourriture et score de remplissage du rumen. On définit l'hyperthermie par une température rectale supérieure à 39,7°C.

- Score respiratoire = somme des notations de : écoulement nasal (quantité + nature), fréquence de la toux>0, force de la toux, écoulement oculaire, fréquence respiratoire, amplitude respiratoire.

Un animal a été considéré malade un jour donné si son score clinique global était supérieur ou égal à 4. Ce seuil a été défini à dire d'expert sur la base de la distribution des notes attribuées aux JB.

Critère observé	Score
Score de remplissage du rumen	Rebondi=0, plat=1, creux = 2
Prise de nourriture	Normale = 0, diminuée = 1, absente = 2
Abattement	Absent = 0, léger =1, sévère=2
Écoulement nasal : Nature	Absent = 0, séreux = 1, muqueux = 2, Purulent =3
Quantité	Absent = 0, faible = 1, modéré = 2, important = 3
Écoulement oculaire	Absent 0, faible et séreux = 1, modéré et séreux = 2, fort et séreux = 3
Amplitude respiratoire	Normale = 0, amplifiée = 1
Fréquence respiratoire	< 40 batt/min = 0, 41-50 = 1, 51-60 = 2, 61-70 = 3, 71-80 = 4
Fréquence de la toux	Nombre de toux sur une séquence de 5 minutes d'observation
Force de la toux	Forte = 1, faible = 2

Tableau 2 Grille de notation des signes cliniques en lien avec les BPI présentés par les JB utilisée lors de l'essai.

1.2. CONSTRUCTION DU MODELE DE PREDICTION

Les 8 variables explicatives suivantes, issues des données acquises via les capteurs, ont été utilisées pour la construction du modèle mathématique :

- Température rumen moyenne
- Température rumen max
- Nombre de pas
- Temps passé couché
- Nombre d'épisodes couché
- Temps passé à s'alimenter
- Temps passé à ruminer
- Nombre de buvées (variable calculée à partir des données du bolus).

Les données en lien avec les activités et le comportement ont été sommées sur des plages de 3h en journée et 6h la nuit. Chaque variable a donc été considérée comme une ligne brisée de 6 points pour chaque animal et pour chaque jour. Nous avons ensuite considéré les valeurs normées de ces variables ainsi que la valeur de la variable divisée par sa valeur moyenne depuis le début de la période de suivi. Ainsi, 32 variables ont été implémentées dans le modèle à partir des 8 variables de départ. Enfin, pour un jour j donné, les valeurs des 32 variables de j-4 à j ont également été considérées comme variables explicatives du modèle. Pour synthétiser, pour un jour j, le statut clinique d'un animal donné a été modélisé à l'aide d'une régression logistique alimentée par 160 variables d'entrée.

Les performances des différents modèles ont été évaluées par un processus de validation croisée (leave one out) pour éviter les phénomènes de sur-apprentissage. La combinaison des variables la plus appropriée pour notre objectif a été identifiée par une méthode de recuit simulé. Le modèle final a été choisi en minimisant le critère $(1-Se)^2 + (1-Sp)^2$ où Se est la sensibilité du modèle et Sp sa spécificité.

Deux jeux de variables ont été utilisés pour construire deux modèles de prédiction distincts : un premier modèle utilisant les données issues de l'ensemble des capteurs (Modèle 1) et un second modèle construit avec les données des colliers et podomètres (Modèle 2).

2. RESULTATS

2.1. MORBIDITE ET PERFORMANCES DES ANIMAUX

Les performances de croissance des animaux pendant le premier mois d'engraissement ont été équivalentes entre les deux années avec des gains moyens quotidiens de 1083g/j (+/-500g/j) en 2019 et 1054 g/j (+/- 476 g/j).

La morbidité s'élève en moyenne à 54,4% sur les deux années pendant le premier mois d'engraissement si l'on considère la définition de l'animal malade mentionnée au paragraphe 1.1.. Le pourcentage d'animaux malades a été plus important la première année que la deuxième année, avec respectivement 67,9% et 41,1% de morbidité en 2019 et 2020. Le pic de morbidité est atteint au 9^{ème} jour d'engraissement les deux années. Le nombre d'animaux ayant reçu un traitement médicamenteux pour traiter les BPI est de 29 au total en 2019 et 2020.

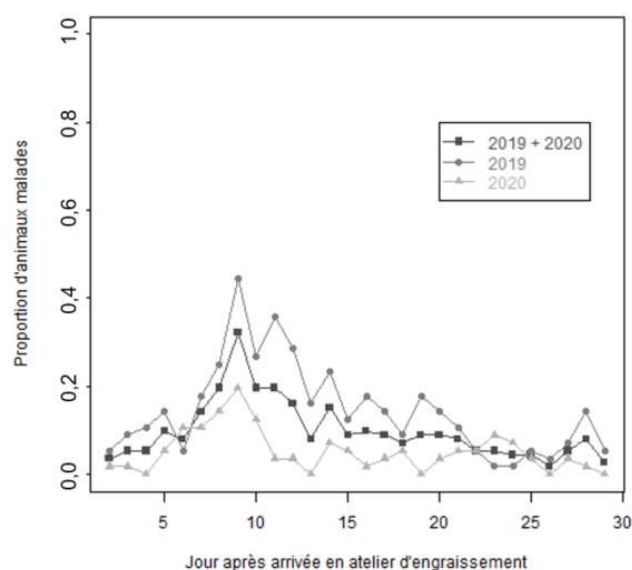


Figure 1 Evolution du taux de morbidité en 2019 et 2020 selon la définition citée au 1.1.

2.2. PERFORMANCES DES MODELES

Le meilleur modèle de prédiction, construit à partir des données enregistrées de J-3 à J-1 par l'ensemble des capteurs (modèle 1) montre une spécificité et une sensibilité égales de 74 % (**tableau 3**). Il est basé sur 41 variables explicatives.

Le meilleur modèle identifié si l'on ajoute les données du jour j gagne 2% de sensibilité et 1% de spécificité. Il est basé sur 51 variables explicatives.

Si l'on considère une prévalence moyenne observée sur les animaux des deux années lors du premier mois d'engraissement de 54,4%, le modèle 1 présente une valeur prédictive positive (VPP, probabilité que la maladie soit présente lorsque le résultat de l'algorithme est positif) moyenne de 78% et une valeur prédictive négative (VPN, probabilité que le modèle affiché sain par le modèle soit réellement sain) moyenne de 73%.

Comme présenté dans le paragraphe 1.1, nous avons observé des prévalences différentes entre les deux années d'essai. Les VPP et VPN étant des fonctions dépendantes de la prévalence, les VPP et VPN ont été recalculées par année (**Tableau 4**).

Année	Prévalence	VPP	VPN
2019	67,9%	86,5%	59,63%
2020	41,1%	68,0%	81,7%

Tableau 4 Valeur prédictive positive (VPP) et valeur prédictive négative (VPN) du modèle 1 basé sur l'ensemble des capteurs

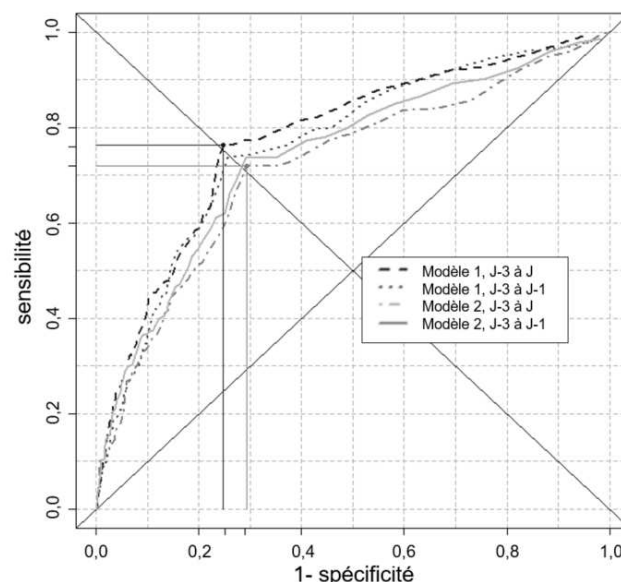


Figure 2 Courbes ROC des modèles 1 et 2 en prenant en compte les données de J-3 à J-1 ou J-3 à J

Le bolus ruminal étant un capteur difficile d'utilisation pour les éleveurs en atelier d'engraissement, un modèle sans les données de ce bolus a également été construit. Si l'on considère uniquement les données issues des colliers et podomètres activimètres, entre J-3 et J-1, on observe une sensibilité de 72 % et une spécificité de 71 % (Modèle 2, **tableau 3**). L'ajout des données du jour j à ce modèle permet de gagner 2 % de sensibilité.

3. DISCUSSION

Les résultats obtenus dans cet essai à l'aide des 3 types de capteurs sont supérieurs en termes de sensibilité et spécificité à ceux obtenus avec l'utilisation de la thermographie infrarouge orbitale par Schaefer et al. (2007) (Se : 54,1 % vs 74 %, Sp : 67,9 % vs 74 %) et à ceux obtenus avec une boucle thermomètre oriculaire par McCorkell et al. (2014) (Se : 46 % vs 74 %). Toutefois les méthodes de validation des algorithmes ne sont pas précisées dans les articles précités. Les performances des algorithmes construits dans cette étude ont été évaluées par une méthode de validation croisée leave one out ce qui permet de limiter le surapprentissage des modèles.

Modèle	Données incluses	Sensibilité	Spécificité	VPP	VPN
1	De J-3 à J	76 %	75 %	78 %	73 %
	De J-3 à J-1	74 %	74 %	77 %	70 %
2	De J-3 à J	74 %	71 %	75 %	69 %
	De J-3 à J-1	72 %	71 %	75 %	68 %

Tableau 3 Indicateurs de performance des modèles de régression logistique obtenus avec les données issues des trois capteurs (podomètre, collier, bolus, modèle 1) et sans le bolus (modèle 2) en utilisant les données de J-3 à J-1 ou J-3 à J.

Comme évoqué précédemment, la détection précoce des BPI est difficile sur la base d'un examen clinique à distance ce qui conduit à un retard de la prise en charge thérapeutique des BPI et à une extension du processus infectieux. Schaefer et al. (2007) ont mis en évidence un délai de 4 à 6 jours entre la détection des BPI par la thermographie infrarouge et la détection par examen clinique visuel. La combinaison de capteurs testée dans cet essai permet la détection des BPI un jour avant la détection visuelle basée sur la définition de l'animal malade détaillée au 1.1. Il est probable que la détection permise par ces capteurs est toutefois plus précoce et plus sensible qu'une détection à distance par un éleveur ce qui renforce l'intérêt de ce type de système pour prendre en charge plus rapidement les BPI.

Cet essai est le premier connu permettant l'utilisation combinée de paramètres de nature différente (activité et température) pour la détection automatique des BPI. L'hypothèse selon laquelle l'utilisation de paramètres de nature différente améliorerait les performances du modèle n'a pas été vérifiée puisque le gain de sensibilité est de seulement 2 % et le gain de spécificité de 3 % (comparaison des modèles 1 et 2 en utilisant les données de J-3 à J-1). Ainsi, l'apport du bolus thermomètre ruminal a été limité en termes de performance du modèle de prédiction.

Les performances des modèles construits dans cet essai ne semblent pas suffisantes pour envisager de construire un outil d'aide au diagnostic pour les éleveurs. En effet, l'algorithme retenu est le plus performant parmi une combinaison de 2^{160} algorithmes différents sur la base du critère $(1 - Se)^2 + (1 - Sp)^2$ minimal. Cette condition conduit à la sélection de modèles dont les sensibilités et spécificités sont équivalentes. A l'avenir, et dans l'objectif de construire un algorithme qui servirait d'outil d'aide à la décision, il pourrait être intéressant de faire varier les sensibilité et spécificité de l'algorithme de détection des BPI en fonction des objectifs de l'éleveur et de la période d'engraissement. Par exemple, l'algorithme pourrait être 1/ plus sensible en tout début de période d'engraissement, ce qui permettrait une action ciblée et rapide de l'éleveur et donc potentiellement de limiter l'extension du processus infectieux dans un lot et 2/ plus spécifique en milieu voire fin du premier mois d'engraissement quand la maladie serait installée dans un lot.

CONCLUSION

Cette étude a permis de montrer qu'il est possible de détecter la présence de BPI au sein d'un lot de JB en engraissement un jour avant l'apparition des signes cliniques observés à distance en équipant les animaux de capteurs de type collier et podomètres activimètres et thermomètre ruminal. Ce résultat est prometteur pour améliorer la précocité de la prise en charge des BPI en atelier d'engraissement de JB.

L'algorithme construit ne permet pas actuellement la construction d'un outil d'aide à la décision utilisable directement par un éleveur. Pour cela, de futurs travaux seraient nécessaires d'une part pour améliorer la sensibilité de la détection en début d'engraissement et d'autre part pour évaluer l'intérêt économique, sanitaire et zootechnique de différentes stratégies de prise en charge médicamenteuse des BPI. Le diagnostic précoce et spécifique des BPI à l'aide de capteurs pourrait permettre d'envisager de nouvelles stratégies de traitement utilisant différents types de médicaments en fonction du temps et limitant l'utilisation d'antibiotiques.

L'amélioration de la sensibilité pourrait être atteinte soit en utilisant des données issues d'autres types de capteurs, comme par exemple des images vidéos soit en modifiant le critère de sélection de l'algorithme à l'aide de la méthode de recuit simulé.

Les auteurs remercient les animaliers de la Ferme expérimentale des Etablières pour l'ensemble des soins apportés aux animaux ainsi que les étudiants vétérinaires qui ont travaillé sur ce projet.

Ferran A.A., Toutain P.L., Bousquet Mélou A., 2011. Vet Microbiol. ; 148 :292-297.

Griffin D. Chengappa M.M., Kuszak J., McVey D.S., 2010. Vet Clin Food Anim; 26:381-394.

McCorkell R., Wuyne-Edwards K., Windeyer C., Schaefer A., 2014. Can Vet J; 55(7):688-690.

Quimby W.F., Sowell B.F., Bowman J.G.P., Brainine M.E., Hubbert M.E., Sherwood H.W., 2001. Can J Anim Sci; 81(3):315-320.

Schaefer, A.L., Cook N.J., Church J.S., Basarab J., Perry B., Miller C., Tong A.K.W., 2007. Res Vet Sci.; 83:376-384.

Theurer M.E., Renter D.G., White B.J., 2015. Vet Clin North Am Food Anim Pract 31, 495-508.

Timsit E., Assie S., Quiniou R., Seegers H., Bareille N., 2011. Vet J. ; 190(1):136-42.

White B.J., Renter D.G., 2009. J Vet Diagn Invest; 21:446-453.