

Les technologies numériques en élevage : de la mesure à l'évaluation comportementale du bien-être de chaque animal

Masoomah TAGHIPOOR¹, Aurélien MADOUASSE², Mathieu BONNEAU³, Romain LARDY⁴, Dominique HAZARD⁵, Jean-Baptiste MENASSOL⁷, Céline TALLET⁶, Mathilde VALENCHON^{1,8}, Laurianne CANARIO⁵, Lucile RIABOFF⁵

¹Université Paris-Saclay, INRAE, AgroParisTech, UMR Modélisation Systémique Appliquée aux Ruminants, 91120, Palaiseau, France

²Oniris, INRAE, BIOEPAR, 44300, Nantes, France

³UR143 ASSET, INRAE, 97170, Petit-Bourg (Guadeloupe), France

⁴Université Clermont Auvergne, INRAE, VetAgro Sup, UMR Herbivores, 63122, Saint-Genès-Champanelle, France

⁵GenPhySE, Université de Toulouse, INRAE, ENVT, 31326, Castanet-Tolosan, France

⁶PEGASE, INRAE, Institut Agro, 35590, Saint-Gilles, France

⁷SELMET, Institut Agro Montpellier, CIRAD, INRAE, Univ Montpellier, 34000, Montpellier, France

⁸Bristol Veterinary School, University of Bristol, Bristol, United Kingdom

Courriel : Masoomah.taghipoor@inrae.fr

■ L'essor des technologies d'acquisition de données numériques employées dans l'élevage de précision ouvre de nouvelles perspectives pour le suivi du comportement des animaux d'élevage. Le comportement, l'une des clés pour l'étude du bien-être de l'animal, peut alors être quantifié pour chaque individu et sur de longues périodes de temps. Une telle quantification permet d'explorer davantage de comportements relatifs aux interactions sociales ou d'accéder de manière plus précise au budget temps, pouvant fournir, à terme, de meilleurs indicateurs non invasifs du bien-être, contribuant ainsi à l'évaluation du bien-être de l'animal qui reste un concept complexe et difficilement mesurable.

Introduction

Le bien-être d'un animal est défini comme l'état mental et physique positif lié à la satisfaction de ses besoins physiologiques et comportementaux, ainsi que de ses attentes. Cet état varie en fonction de sa perception de la situation (Anses, 2018). Cette définition est embrassée par la communauté scientifique parce qu'elle englobe plusieurs éléments clés reflétant les évolutions conceptuelles les plus récentes et s'accorde avec l'état actuel des connaissances, notamment en matière de comportement et cognition animale (Le Neindre *et al.*, 2017 ; Mendl & Paul,

2004). Considérer tant l'état physique que l'état mental des animaux illustre l'importance d'une conception multidimensionnelle du bien-être qui ne pourra jamais être résumée à une seule métrique/dimension. Ensuite, elle place l'animal au centre de la définition, soulignant l'importance de son individualité, et du fait que des conditions d'élevage similaires peuvent mener à des états de bien-être individuels différents (Mellor & Beausoleil, 2015). En effet, la manière dont un animal perçoit une situation dépend en grande partie de ses émotions, de ses capacités cognitives et de sa réactivité. Mettre l'accent sur l'expérience de perception subjective individuelle implique d'évaluer

l'adaptation de chaque animal vis-à-vis des ressources disponibles (Richmond *et al.*, 2017). Malgré les avancées théoriques sur la définition du bien-être de l'animal et les connaissances fondamentales qui permettent de l'évaluer, un écart persiste entre ces avancées et leur application concrète sur le terrain, notamment en ce qui concerne l'évaluation du bien-être des animaux en élevage. Il s'agit pourtant d'un enjeu actuel majeur dans le contexte de la transition agroécologique des élevages puisque le bien-être en constitue l'un des piliers (Dumont *et al.*, 2013). Ces systèmes exposent pourtant les animaux à des variations abiotiques et biotiques moins contrôlées, comme des changements

drastiques de température ambiante ou de ressources disponibles.

Ainsi, l'évaluation en temps réel du bien-être des animaux et de sa dégradation, par l'éleveur/éleveuse assisté(e) ou non de dispositifs technologiques, devient un levier essentiel pour intervenir à temps et préserver leur bien-être. Pour cela, il est indispensable d'assurer le suivi suffisamment fréquent, régulier et longitudinal des mêmes animaux, ce que les protocoles fondateurs comme ceux du projet *Welfare Quality*[®] (Botreau *et al.*, 2007) ne permettent pas. En effet, ces protocoles utilisent des indicateurs pour l'évaluation du bien-être à l'échelle de l'exploitation et intègrent des mesures sur l'environnement et la conduite d'élevage. Ainsi, ils répondent plutôt à une évaluation des moyens à mettre en œuvre pour assurer le bien-être des animaux qu'à une évaluation des effets ressentis par les animaux. L'utilité de ces protocoles est évidente mais ils comportent des limites. Par exemple, ils sont peu adaptés à la détection de variations comportementales pouvant indiquer directement une évolution de l'état de bien-être (p. ex. apparition de stéréotypies, modification du rythme d'activité). Ensuite, ces protocoles ciblent prioritairement des animaux en bâtiment et sont difficilement applicables en milieu extérieur, avec des animaux dispersés et éloignés des humains (p. ex. élevage plein air, pastoralisme). Enfin, en l'état actuel, de tels protocoles ne permettent pas une caractérisation suffisamment fine pour appréhender des phénomènes complexes comme l'état affectif ou mental des animaux. L'appréciation de ces derniers requiert la collecte d'un volume important de données comportementales individualisées, basées sur l'observation longitudinale ou la mise en place de protocoles expérimentalement exigeants (Paul *et al.*, 2022).

Les technologies des microsystèmes électromécaniques (MEMS) et du numérique pourraient contribuer à surmonter une partie de ces limites. D'un point de vue lexical, les MEMS utilisés en tant que capteurs désignent tout appareil sensible à un phénomène physique qu'il transforme en un signal, généralement électrique et transmissible à

distance, tandis que le terme numérique fait référence au stockage ou à la transmission d'informations sous forme digitale (CNRTL, 2024). Ces évolutions technologiques, industrialisées à partir des années 1990, ont considérablement accru les possibilités de générer, stocker et analyser de telles données en grande quantité et pour l'étude de grandes populations. Les progrès ont été tels que le terme de « révolution numérique » est utilisé par plusieurs auteurs. L'agriculture et l'élevage ont suivi ces évolutions qui se sont traduites par les concepts d'agriculture de précision et d'élevage de précision, traduits respectivement de l'anglais « *precision agriculture* » et « *precision livestock farming* » (PLF) (Berckmans, 2014). Le nombre de publications académiques sur le terme de PLF a ainsi progressé de façon exponentielle depuis le début des années 2000 (Jiang *et al.*, 2023). Les capteurs offrent en effet la possibilité d'enregistrer des données en continu sur de longues périodes, de façon automatisée et à l'échelle de l'animal, tandis que les avancées technologiques numériques permettent de stocker et d'analyser de larges quantités de données générées en élevage commercial ou ferme expérimentale. Bien que les principes associés au terme PLF aient d'abord été centrés sur des objectifs de performances animales, ces nouvelles technologies sont aussi extrêmement prometteuses pour améliorer l'évaluation du bien-être de l'animal *i)* en caractérisant de façon standardisée la perception qu'a l'animal de son environnement (animal-centré) et *ii)* en la rendant indépendante de la formation ou de l'expérience de l'observateur. Ces principes devraient notamment permettre de progresser vers des évaluations du bien-être efficaces (p. ex. en temps humain grâce à l'automatisation de la collecte et de l'intégration des données), qui gagneraient en fiabilité grâce à des suivis longitudinaux (p. ex. chaque animal est son propre témoin), étendues (p. ex. grâce à des données collectées sur de longues périodes), et indépendantes de la présence humaine. Il faudra néanmoins que ces évaluations aient été préalablement validées comme représentatives de l'état mental des individus.

À terme, l'usage des principes du PLF pour l'évaluation du bien-être de

l'animal permettra d'identifier plus rapidement, voire de façon anticipée, des situations défavorables ou favorables et d'adapter la conduite de l'élevage afin de restaurer un état positif de bien-être. Cela peut se traduire par exemple, par une gestion des groupes sociaux, une augmentation des stimulations sensorielles et cognitives des animaux pour un milieu d'élevage plus diversifié. Une telle évaluation permettra également de contribuer à la sélection des animaux les plus adaptés aux systèmes d'élevage (p. ex. résistance au parasitisme, résilience aux vagues de chaleur, compétences sociales...). Les signaux issus des capteurs pourront ensuite être analysés pour caractériser les réponses individuelles aux perturbations environnementales (événement climatique, événement de santé...) et les changements d'états émotionnels sous-jacents.

L'objectif de cet article est d'évaluer comment les nouvelles technologies (capteurs et numérique) dans leurs développements actuels peuvent faciliter l'évaluation du bien-être de l'animal *via* le suivi des réponses comportementales. Les apports du numérique dans l'évaluation du bien-être seront ensuite expliqués, en partant de la mesure en élevage jusqu'à l'exploitation des données pour définir des indicateurs et signaux d'alerte précoces, puis illustrés par des cas d'étude. Une réflexion plus générale sur les limites et retombées attendues de l'utilisation de ces outils pour l'évaluation du bien-être de l'animal sera finalement proposée.

1. Les opportunités des nouvelles technologies pour l'évaluation du bien-être de l'animal

■ 1.1. Les capteurs : de nouvelles données pour automatiser et individualiser le suivi du comportement animal

Les capteurs permettent d'automatiser et d'individualiser les mesures sur le comportement des animaux, offrant ainsi des opportunités nouvelles pour

améliorer l'évaluation du bien-être et de la santé, en réponse aux limites identifiées avec les mesures existantes. Par exemple, certains des critères de *Welfare Quality*® peuvent être évalués en continu et à l'échelle individuelle avec différents capteurs qui en sont à des niveaux variables de développement, allant de la preuve de concept (Botreau *et al.*, 2007) à des dispositifs utilisés en élevages commerciaux (Stygar *et al.*, 2021).

Le choix du type de capteurs dépend en particulier du contexte et de l'espèce étudiée. La localisation d'animaux dans un bâtiment d'élevage se fait par exemple *via* des caméras ou des capteurs de proximité (p. ex. basés sur la technologie *ultra wideband* ou UWB) (Meunier *et al.*, 2018) adaptés aux petites ou moyennes distances, notamment en espaces confinés, tandis que les récepteurs GNSS (pour Géolocalisation et Navigation par un Système de Satellites, dont fait partie *Global Positioning System* ou GPS) sont des outils privilégiés pour des suivis géolocalisés d'animaux ayant accès à l'extérieur voire sur de longs parcours (Llaria *et al.*, 2024).

Les accéléromètres embarqués sur chaque animal sont également largement utilisés pour déterminer le comportement des animaux, en bâtiments (Mauny *et al.*, 2025) comme à l'extérieur (Riaboff *et al.*, 2020). Il s'agit d'une catégorie de capteurs à inertie, capables de rapporter l'accélération brute générée par la gravité et la mise en mouvements des objets ou des corps dont ils sont solidaires et sur chacun des axes dont ils disposent, potentiellement à haute fréquence (> 50 Hz généralement).

Les outils de suivi à l'échelle du groupe d'animaux basés sur des caméras ou microphones sont aussi fréquents pour obtenir des informations sur le comportement animal. Enfin, il est possible de combiner des données de différentes natures, issues de différents capteurs, qui se complètent pour aboutir à une information plus précise sur l'état de l'animal (p. ex. combinaison de données collectées par des accéléromètres et GNSS pour détecter conjointement l'activité et la position

des bovins au pâturage). Une diversité de capteurs peut donc être mobilisée pour accéder à des variables comportementales dans une diversité d'espèces et de systèmes d'élevage, garantissant une vision intégrée et individualisée du bien-être et de l'état de santé à l'échelle individuelle (Veissier *et al.*, 2019).

■ 1.2 Le numérique : interprétation des données de capteurs en comportement

a. La modélisation, un moyen éprouvé d'améliorer la compréhension des systèmes d'élevage

Le domaine du numérique fait référence à l'utilisation de modèles et de processus d'analyse des données pour en extraire des informations pertinentes. Ce type d'approche n'est pas nouveau dans le domaine des sciences animales. En effet, des modèles mathématiques, qu'ils soient mécanistiques et fondés sur des mécanismes sous-jacents de la réponse de l'animal à un changement dans son environnement, ou statistiques et basés sur les données, ont toujours été utilisés pour interpréter les données d'élevage, approfondir la compréhension des systèmes d'élevage à différentes échelles, ainsi que pour prédire et optimiser diverses fonctions animales telles que l'efficacité, la résilience et la robustesse (Sauvant & Martin, 2010).

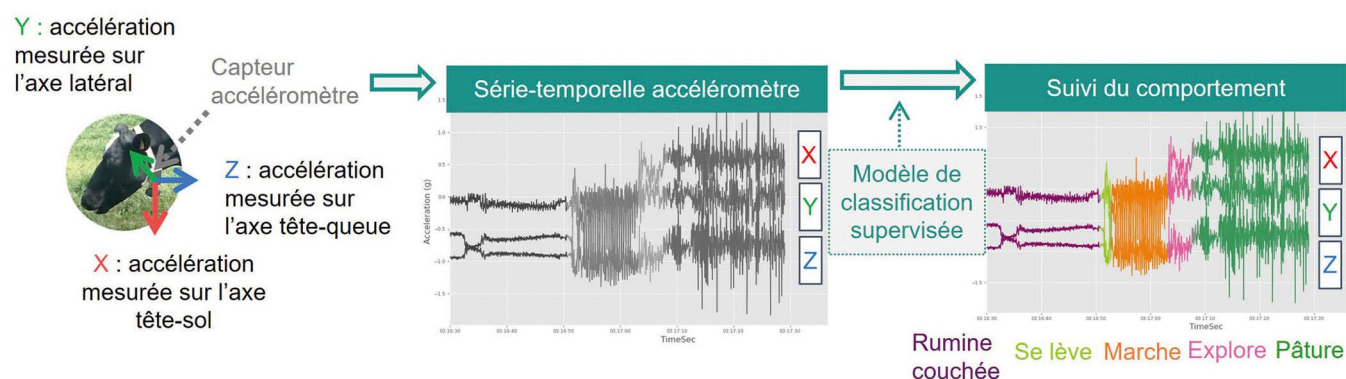
Le vivant étant un système complexe et dynamique, il est particulièrement pertinent de disposer de données individuelles et dynamiques concernant les variables d'intérêt. Une fois la question de recherche définie, le choix de l'approche de modélisation se fait en fonction de l'accessibilité des données qui constitue souvent le facteur limitant, orientant le choix du type de modèle. Par exemple, la flexibilité métabolique, un facteur clé de l'adaptation des animaux, s'étudie à travers sa dynamique. Cependant, mesurer l'évolution des différents métabolites en réponse à une perturbation jusqu'à l'homéostasie est pratiquement impossible en raison de la rapidité du processus et du caractère invasif des mesures à pratiquer sur l'animal.

D'autres méthodes, telles que l'analyse de graphes et l'analyse des flux à l'équilibre, ont été utilisées pour étudier et comprendre la flexibilité métabolique (Taghipoor *et al.*, 2016). Ces approches ont permis des avancées significatives dans la compréhension des phénomènes biologiques, des relations de cause à effet, et dans la prédiction des réponses chez un individu « moyen ». L'arrivée des capteurs, couplée à la capacité de stockage de données acquises à haute fréquence et à la transmission des données à distance, a permis d'utiliser davantage des modèles basés sur les données pour décrire la dynamique individuelle de la réponse de l'animal et faire des prédictions en proche temps réel. Ainsi, les scientifiques ont pu aborder des questions de recherche dont les réponses étaient conditionnées par cette disponibilité, comme l'évaluation du bien-être à l'échelle individuelle.

b. L'apprentissage automatique au service de l'étude du comportement animal à partir des données de capteurs

Dans l'étude du comportement animal, le domaine interdisciplinaire de l'« éthologie numérique » ou le terme anglais « *computational ethology* » a vu le jour au début des années 2020 (Aguilar-Moreno & Graña, 2023). Ce domaine implique l'utilisation et le développement de modèles mathématiques et statistiques pour l'étude du comportement à partir des bases de données volumineuses et hétérogènes générées par des capteurs. Avant de caractériser les indicateurs comportementaux de bien-être, la première étape est de traduire les données des capteurs en comportements observables, comme la détection automatique des postures de l'animal (debout, couché...), son comportement alimentaire (mange, rumine...) ou ses comportements sociaux (joue, se bat...). À noter que le choix de l'algorithme dépend des objectifs de l'étude et des caractéristiques des données disponibles. Bergen *et al.* (2023) présentent une analyse détaillée de ces algorithmes avec des applications pour l'analyse des données comportementales.

Figure 1. Des capteurs (accéléromètres) au suivi du comportement chez les bovins.



Dans le cas où l'activité à détecter est connue et listée dans un éthogramme, les méthodes d'apprentissage supervisées (*supervised machine learning*) sont souvent employées. Plusieurs algorithmes d'apprentissage supervisé sont utilisés pour analyser les données issues de capteurs en élevage. Ces méthodes diffèrent en termes de capacité de classification, interprétabilité et niveau d'exigence en ressources de calcul. Parmi ces approches, les méthodes arborescentes, telles que les forêts aléatoires (*Random Forest*) et le *boosting* (XGBoost), apparaissent comme les plus précises et les plus adaptées aux grands jeux de données, tout en offrant la possibilité d'analyser l'importance des variables et leurs relations. Dans ce cas, l'expert ou l'experte fournit des exemples de séquences avec et sans l'activité d'intérêt à partir desquelles sont entraînés des algorithmes de classification pour ces activités. Un grand nombre d'exemples illustrant la présence et l'absence de ces activités est nécessaire afin d'optimiser leur performance de détection. L'objectif est que le modèle détecte correctement un maximum de cas où l'activité d'intérêt est réellement présente (bon score de *recall*), tout en évitant de la confondre avec d'autres activités (bon score de *precision*). Ces scores sont ensuite évalués à l'aide d'exemples supplémentaires qui n'ont pas été utilisés pour entraîner le modèle de classification afin de tester ses performances (Riaboff et al., 2020 ; Mauny et al., 2025).

La classification des comportements des animaux à partir de données accélérométriques constitue une illustration d'utilisation de modèles

d'apprentissage automatique supervisés. Ainsi, le signal accélérométrique obtenu en sortie de capteur est une série temporelle tridimensionnelle qu'il convient de traduire en comportements exprimés par chaque animal au cours du temps (figure 1). Dans notre exemple, les signaux envoyés sont traités par un algorithme d'apprentissage supervisé pour détecter cinq comportements : rumine, se lève, marche, explore et pâture.

Le développement du modèle de classification (souvent les forêts aléatoires) s'articule selon une méthodologie classique en trois étapes (figure 2). Elle implique i) la collecte de données issues des accéléromètres et l'annotation des comportements réalisés par les animaux équipés avec ces accéléromètres (variable observée), ii) le prétraitement des signaux accéléromètres, impliquant le filtrage des données, leur alignement avec les comportements annotés et le calcul de variables statistiques caractéristiques du signal (p. ex. moyenne, médiane, écart-type, variation de mouvement, entropie spectrale...) et iii) l'entraînement et la validation d'un algorithme d'apprentissage supervisé à partir des variables accélérométriques et des comportements annotés (Riaboff et al., 2022).

Un second exemple du rôle des modèles automatiques d'apprentissage supervisé concerne l'analyse des données issues d'enregistrements par caméras 2D pour la détection des activités des animaux (Bonneau et al., 2021). Dans ce contexte, l'individualisation des données représente un défi supplémentaire, puisque dans ce cas,

un seul capteur enregistre les informations de l'ensemble des animaux. Cette problématique, connue sous le terme de *multi-object tracking* (MOT), ne permet pas encore d'utiliser cet outil dans n'importe quelles conditions en raison notamment de l'angle de vue de la caméra, du nombre d'animaux, des possibilités d'occlusions (situations où une partie ou la totalité de l'animal est masquée par un autre animal ou objet...), et aux différences morphologiques et colorimétriques entre les animaux.

Cependant, lorsque les conditions d'enregistrement sont favorables, il existe des solutions permettant d'individualiser les données comme le montre un algorithme mis au point et testé dans le cadre du suivi de chèvres au pâturage (Vayssade & Bonneau, 2024). La méthodologie se déroule en deux étapes et consiste à i) détecter les animaux sur les images et ii) les identifier. Des calculs supplémentaires sont ensuite réalisés pour obtenir des informations comportementales, comme la position des animaux dans le pâturage, ce qui permet par exemple de calculer des distances interindividuelles, ou l'utilisation de certaines zones d'intérêt, comme des zones de repos, ou d'enrichissement. Il est également possible d'estimer l'activité des animaux, par le biais, encore une fois, d'un modèle de classification supervisée. L'algorithme prend en entrée les images des animaux détectés à l'étape précédente. Après une étape d'entraînement, l'algorithme peut ensuite être utilisé pour déterminer la posture (debout, assis...) ou l'activité (repos, pâturage...) des animaux. Il convient cependant de préciser que

tout comme les accéléromètres, les outils d'analyse d'images demandent une phase importante d'entraînement de l'algorithme de classification, ici des réseaux de neurones. Cela passe notamment par la constitution d'une base de données d'entraînement, annotée manuellement, ce qui constitue un travail fastidieux, mais déterminant la qualité de prédictions des méthodes.

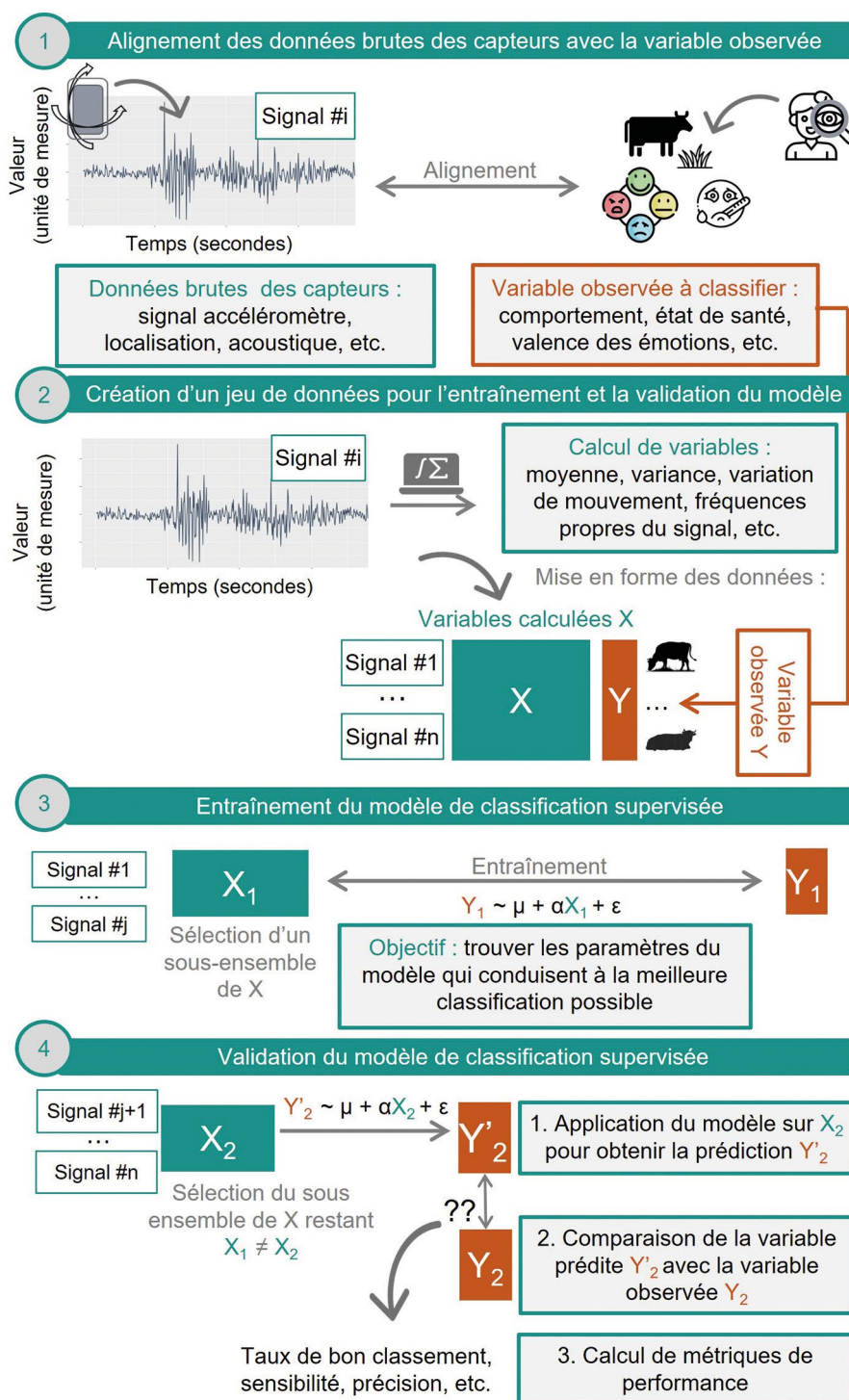
■ 1.3. Du suivi du comportement à l'identification d'indicateurs du bien-être

a. Indicateurs comportementaux basés sur une mesure de référence de l'état des animaux

L'évaluation individuelle et haute fréquence du comportement animal permet d'exploiter l'expression de certains comportements spécifiques comme le toilettage, la buvée, la socialité, etc., et de les utiliser comme indicateurs du bien-être. À titre d'exemple, le nombre de passages à l'abreuvoir et la quantité d'eau bue sont des indicateurs pour évaluer l'absence de soif de l'animal, pour lesquels les mesures deviennent possibles grâce aux outils d'élevage de précision (Stygar *et al.*, 2023). Des indicateurs basés sur le comportement sont également pertinents pour détecter certaines maladies, la santé étant l'une des composantes du bien-être de l'animal. À noter que du fait de l'intérêt de la détection précoce des maladies pour éviter les pertes économiques induites, cette question a été investiguée depuis longtemps *via* les mesures physiologiques et des indicateurs physiologiques ont été développés pour de nombreuses maladies.

Ces indicateurs sont souvent basés sur l'application d'un seuil à partir duquel un animal est déclaré comme ayant une maladie spécifique. Par exemple, il est commun chez les bovins laitiers d'effectuer une mesure mensuelle des concentrations en cellules somatiques du lait pour identifier les vaches atteintes de mammites. L'utilisation d'une telle approche avec les variables comportementales semble pertinente pour détecter de façon précoce et non

Figure 2. Les étapes de développement d'un modèle de classification basé sur des algorithmes d'apprentissage supervisés.



invasive certaines maladies. Cyples *et al.* (2012) ont par exemple rapporté une diminution du temps couché chez les vaches atteintes de mammites.

b. Indicateurs basés sur des déviations du comportement de routine

Bien qu'il soit généralement possible d'avoir une mesure de référence pour

caractériser l'état de santé des animaux, un obstacle majeur à l'évaluation quantitative du bien-être est qu'il n'existe aucune mesure de référence pour cet état (*gold standard* en anglais) (Larsen *et al.*, 2022), malgré une définition consensuelle du bien-être animal. L'accès rapide et à moindre coût aux données longitudinales individuelles change le paradigme pour ce besoin de

gold standard. En effet, dans la mesure où le bien-être de l'animal est relatif à la perception de l'animal de son environnement, fixer une seule valeur de seuil pour tous les individus n'est pas nécessairement pertinent. Les avancées technologiques récentes permettent de produire des données longitudinales et d'individualiser les suivis en utilisant l'animal comme son propre témoin. Ceci permet de quantifier la routine de chaque animal et ainsi de détecter une déviation à cette routine. Cette approche a d'ailleurs déjà été utilisée pour la quantification de la résilience, définie comme la capacité de chaque animal à être peu affecté par les perturbations dans son environnement et à revenir rapidement à l'état qui prévalait avant la perturbation (Phocas *et al.*, 2014 ; Colditz & Hine, 2016 ; Berghof *et al.*, 2019). Des données de phénotypage à haute fréquence (p. ex. poids vif, ingestion journalière...) permettent alors de quantifier la réponse des animaux aux perturbations (Nguyen-Ba *et al.*, 2020 ; Taghipoor *et al.*, 2023).

Un autre intérêt de cette approche est qu'il n'est pas nécessaire de connaître au préalable la nature de la perturbation : celle-ci peut être contrôlée et connue ou non identifiée (changement de conduite spontané, accident...), ce qui est assez fréquent en élevage. Cependant, si les déviations de la routine de l'animal constituent de nouveaux indicateurs potentiels du bien-être, il est nécessaire d'avoir décrit au préalable dans quelle mesure une déviation est associée à une modification (positive ou négative) de l'état de bien-être. Pour cela, il convient de définir un protocole pour associer une déviation de la routine à une dégradation spécifique et connue du bien-être ou à une amélioration du bien-être. Autrement dit, il est nécessaire de mettre en place une expérimentation contrôlée avec des animaux qui vont subir à partir d'un certain temps un changement dans leur environnement impactant leur bien-être, et d'étudier les déviations dans leur routine. Ainsi, il deviendra possible de classer les déviations de la routine en fonction de l'état de bien-être de l'animal. Un des premiers exemples de ce type d'approche est l'utilisation des

déviations du rythme circadien d'activité de vaches laitières comme signes précoces d'acidose subaiguë (Wagner *et al.*, 2021). Dans ce cas, l'hypothèse de départ est que tous les animaux respectent une routine qui est établie selon le rythme circadien et le contexte d'élevage, et les déviations de cette routine sont associées à une maladie d'intérêt, en l'occurrence l'acidose subaiguë induite lors de l'étude.

Ce type d'approche a également été utilisé pour identifier de nouveaux indicateurs de l'aptitude maternelle chez la truie autour de la mise bas (perturbation connue), à partir de profils comportementaux (Girardie *et al.*, 2023). Pour cela, la posture de chaque truie (debout, couchée, couchée sur le ventre ou sur le côté) et son activité quand elle est debout (boit, mange, explore son enclos) ont d'abord été mesurées en continu par analyse d'images vidéo avec des outils issus de l'intelligence artificielle. Des groupes de truies qui diffèrent selon le budget-temps quotidien dans les jours autour de la mise bas ont ensuite été identifiés, avec des différences notables du temps passé couchées sur le côté qui augmentait ou diminuait à l'approche du moment de mise bas. L'analyse conjointe du temps passé dans plusieurs postures a permis de définir des groupes de truies avec une activité similaire, groupes qui pouvaient être composés d'animaux différents sur les trois périodes avant la mise bas, le jour de la mise bas, et les jours suivants. Parmi les indicateurs des aptitudes maternelles chez la truie, on notera ainsi le temps passé à explorer le jour avant la mise bas, le temps passé en position couchée pour allaiter les porcelets et l'agitation de la truie. Sur la base des variables qui discriminent ces groupes, le risque de mourir pour chaque porcelet était en effet plus élevé si sa mère avait passé moins de temps à explorer le jour avant la mise bas et si dans les jours après la mise bas, elle passait moins de temps couchée pour allaiter les porcelets et qu'elle était moins agitée que les autres truies. Les auteurs ont ainsi noté qu'un même comportement pouvait avoir un effet favorable ou défavorable selon la période où il s'exprimait,

donnant lieu à de nouveaux indicateurs animal-centré et période-dépendant. Enfin, il convient de préciser que si les déviations sont généralement associées à une dégradation de l'état de bien-être, détecter des déviations « positives » associées à une amélioration de l'état de l'animal en réponse à un changement de conduite ou à une adaptation comportementale (cohésion sociale...) ou physiologique est également possible avec les approches mentionnées dans cette partie.

c. Indicateurs du bien-être sans *a priori*

Une approche alternative consiste à s'affranchir des annotations associées aux données et à laisser un algorithme identifier des structures dans les données. Ces méthodes, issues de l'apprentissage non supervisé (*unsupervised machine learning*) et notamment du *pattern mining*, sont particulièrement bien adaptées aux séries temporelles et permettent de découvrir de nouveaux motifs, anomalies ou périodicités (Lin, 2002) propres à certaines activités des animaux ou à leur état émotionnel, affectif ou sanitaire.

L'interprétation de ces structures *a posteriori* en termes de bien-être de l'animal par un expert peut ainsi découler sur de nouveaux indicateurs du bien-être ou du mal-être. Néanmoins, même s'il n'est pas nécessaire d'annoter les données brutes pour identifier ces structures, il reste difficile de les interpréter sans aucune information préalable sur l'état des animaux et les conditions environnementales associées.

2. Cas d'étude

Dans cette section, nous abordons trois exemples qui illustrent l'apport du numérique pour *i)* automatiser des mesures de comportement, *ii)* évaluer des problèmes de santé spécifiques relatifs à un état de bien être dégradé, et *iii)* détecter des émotions positives. Pour chacun des cas d'étude, nous présenterons les indicateurs de bien-être utilisés, les capteurs et technologies numériques mobilisés, et les principaux résultats.

■ 2.1. Discrimination des états pathologiques, reproductifs ou de stress chez les vaches (Lardy et al., 2023)

Dans les élevages bovins, les événements tels que l'œstrus, le vêlage ou les boiteries ont été largement étudiés pour aboutir à des solutions de détection de ces événements utilisées par les éleveurs (Faverdin et al., 2021). D'autres événements dus au stress, à un mauvais état de santé ou à une maladie sont plus difficiles à distinguer spécifiquement (Stachowicz & Umstätter, 2021). Un outil permettant de détecter ces anomalies et de les identifier serait donc prometteur. L'objectif est de détecter des signes précurseurs reflétant une dégradation de santé (boiteries, mammites, acidoses et blessures) ou de reproduction (œstrus, vêlage) chez les bovins. Une détection avant l'apparition des signes cliniques permettrait une décision anticipée et adéquate de l'éleveur (appel du vétérinaire en cas de boiterie...) pour limiter la douleur et favoriser un rétablissement rapide.

Indicateurs de bien-être : Les vaches malades passent souvent plus de temps au repos, tandis que les vaches soumises à un stress aigu ou en œstrus sont plus agitées (Veissier et al., 2001). Le niveau d'activité (niveau d'agitation) est donc un indicateur pertinent pour détecter spécifiquement certains événements de santé ou de reproduction.

Capteurs et numérique : Les capteurs utilisés sont des capteurs de position appartenant à un système de localisation en temps réel (RTLS) ou basés sur la technologie d'identification par radiofréquence (RFID). La donnée brute est une classe de comportement (mange, se repose, debout ou marche) par seconde déduite à partir de la position de l'animal dans le bâtiment (dans les logettes, dans le couloir...). Le niveau d'activité par heure a été obtenu via une somme pondérée du temps passé dans chacune des classes de comportement (Wagner et al., 2021). À partir de l'activité horaire mesurée en continu sur 24 heures, 21 variables statistiques (quantiles, autocorrélation, kurtosis...) ont été calculées. Pour

chaque série temporelle de 24 h, des observations ont été réalisées sur les animaux (*gold standard*) afin de les classer en « normale » ou « avec anomalie » en spécifiant l'anomalie (boiterie, mammites, acidoses...). Les 21 métriques ont été utilisées pour entraîner un modèle de classification supervisée pour classer chacune des séries temporelles de 24 h en normale ou anormale, tout en distinguant l'anomalie.

Résultats : La probabilité de détecter avec succès au moins une série de 24 heures autour d'une maladie, d'un œstrus ou d'un vêlage est de 56 à 86 % selon l'évènement. La détection peut avoir lieu un à deux jours avant que les éleveurs ne remarquent l'évènement. Cette étude montre que les modèles de *machine learning* sur des séries temporelles peuvent permettre de détecter des altérations du bien-être des vaches à l'échelle individuelle et de discriminer les événements associés aux anomalies détectées. Cette approche est également indépendante du type de capteurs (accéléromètre, vidéo...) et peut s'appliquer en bâtiment ou à l'extérieur, pour faciliter la gestion du troupeau. Cependant, la performance (score de prédiction) du modèle doit encore être améliorée avant d'envisager un déploiement en élevage commercial. D'autres algorithmes plus puissants, comme les réseaux de neurones, l'utilisation de comportements plus fins comme les comportements de « confort » (par exemple utilisation de la brosse) ou calculés à plus haute fréquence pourraient sans doute permettre d'obtenir de meilleures performances.

■ 2.2. Détection des boiteries au pâturage (Riaboff et al., 2021)

Les boiteries constituent l'une des premières maladies chez les bovins laitiers (Huxley, 2013) et affectent directement le bien-être des animaux (Whay & Shearer, 2017). Les vaches boiteuses sont généralement identifiées par observation directe mais la prévalence des boiteries dans le troupeau est souvent sous-estimée par les éleveurs (Cutler et al., 2017). Des outils de détection automatique des boiteries seraient donc prometteurs, en

particulier au pâturage où les animaux parcourent des longues distances et par conséquent la détection par observation par l'éleveur devient presque impossible. L'objectif est d'identifier de nouveaux indicateurs des boiteries chez les vaches laitières au pâturage.

Indicateurs de bien-être : Des études antérieures ont mis en évidence une modification du temps passé dans les postures debout et couchée chez les vaches laitières boiteuses (Navarro et al., 2013). Les indicateurs recherchés dans cette étude sont basés sur le comportement au pâturage et l'exploration des animaux dans la prairie.

Capteurs et numérique : Des accéléromètres embarqués sur des colliers et un modèle de classification supervisée ont été utilisés pour obtenir les six comportements principaux des vaches laitières au pâturage au cours du temps (Riaboff et al., 2021). Un récepteur GPS a également été ajouté au collier afin de déterminer la géolocalisation (longitude et latitude) de l'animal dans la prairie toutes les secondes. Les trajectoires individuelles ont été calculées à partir des données de géolocalisation successives. Les six comportements principaux exprimés par chaque animal ont été suivis pendant quatre semaines chez 68 vaches laitières dans des élevages commerciaux. Des mesures individuelles indicatrices du comportement (budgets temps, nombre d'épisodes de pâturage/jour, durée des épisodes de pâturage/jour...) ou de la dynamique exploratoire (distance parcourue, surface explorée...) ont été extraites à partir du suivi du comportement et des trajectoires GPS. Une analyse discriminante (Analyse discriminante par moindres carrés partiels ou PLS-DA) a finalement été réalisée afin d'étudier les liens entre les mesures et les scores de boiteries des vaches laitières, évalués individuellement deux fois par semaine (*gold standard*).

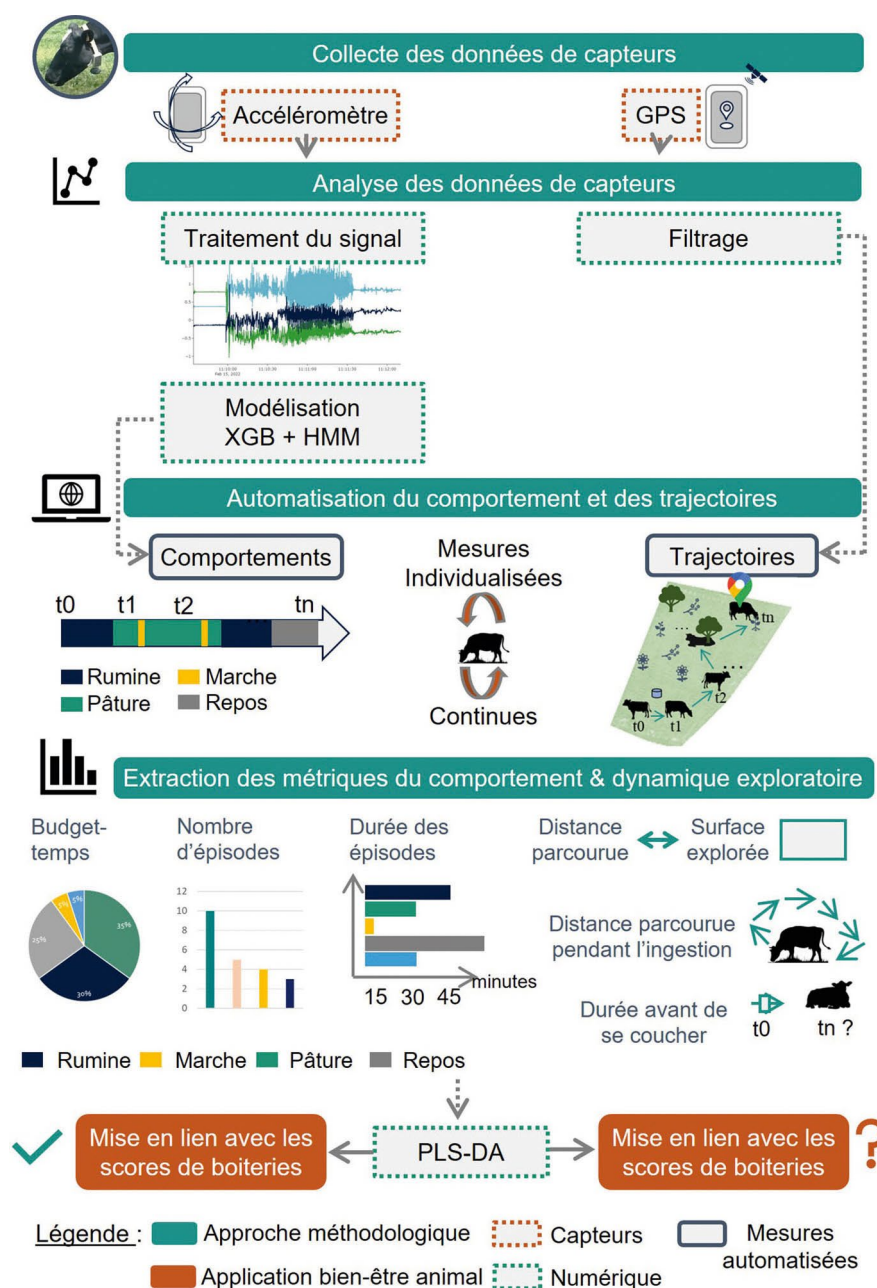
Résultats : De nouveaux indicateurs des boiteries au pâturage ont pu être identifiés : les vaches sévèrement boiteuses ont passé 4,5 fois moins de temps à pâturer, presque deux fois plus de temps à se reposer et se couchent deux fois plus tôt une fois entrées sur

la parcelle que leurs congénères non boíteuses. Les vaches modérément et sévèrement atteintes ont parcouru 1,2 et 1,7 fois moins de distance dans la prairie que les vaches saines, respectivement. Les performances de prédiction du modèle de PLS-DA montrent toutefois que ces indicateurs ne sont pas suffisants pour construire un outil de détection des boíteuries. À noter qu'une analyse des déviations intra-individuelles n'a pas été réalisée ici car les animaux n'ont été suivis que quatre semaines mais cette approche mériterait d'être envisagée. De plus, l'étude souligne des différences marquées entre les vaches saines et sévèrement boíteuses mais ceci est nettement moins évident avec les animaux légèrement boíteux. La pertinence d'un tel outil repose pourtant sur sa capacité à détecter les boíteuries à un stade précoce, de façon à intervenir avant que l'état des animaux ne se dégrade. Cette approche ouvre donc de nouvelles pistes pour la conception d'un outil de détection des boíteuries au pâturage mais des travaux sont encore nécessaires pour confirmer la faisabilité et la pertinence d'un tel système à partir de données accélérométriques et GPS (figure 3).

■ 2.3 Détection des émotions par l'analyse des vocalisations chez le porc (Briefer *et al.*, 2022)

Les émotions sont l'expression de l'état mental des animaux à un instant donné, et se manifestent par la concomitance d'une réaction comportementale et physiologique transitoire. Le cadre conceptuel de l'approche dimensionnelle des émotions permet d'inférer la valence (positive/négative) et l'intensité (basse/haute) de l'émotion sur une échelle bidimensionnelle (Mendl *et al.*, 2010). À ce jour, les outils permettant de caractériser les émotions sont basés sur l'observation des comportements mais leur interprétation est parfois contestée. Il existe également un outil qui enregistre les vocalisations pour détecter automatiquement des niveaux de stress élevés dans une salle chez les porcs, à partir des enregistrements des vocalisations par un microphone, mais

Figure 3. Les étapes de développement d'un modèle de détection des boíteuries au pâturage, en combinant des données de deux capteurs accéléromètre et GPS.



celui-ci ne permet pas d'accéder aux valences des émotions puisqu'il est conçu pour détecter les cris de stress (Manteuffel *et al.*, 2004). L'objectif du travail de Briefer *et al.* (2022) est d'identifier de nouveaux indicateurs dans les vocalisations pour distinguer automatiquement les émotions chez le porc, ce qui permettrait d'évaluer directement son bien-être.

Indicateur de bien-être : Les vocalisations des mammifères sont le reflet de leurs émotions (Briefer, 2012), notamment chez le porc. Les indicateurs du

bien-être explorés ici sont donc issus des vocalisations.

Capteurs et numérique : Les vocalisations ont été obtenues avec des microphones directionnels reliés à des enregistreurs capables d'enregistrer les fréquences émises par les porcs, et jusqu'à 44 000 Hz. Ces enregistrements ont été menés dans cinq pays différents, par des équipes d'éthologues, et sur des animaux allant des porcelets nouveau-nés de quelques jours aux porcs avant l'abattage (environ six mois d'âge), de races diverses

mais communes à tous les pays. Les situations ont été provoquées pour induire des états émotionnels particuliers (ex. : isolement des animaux, réaction à un évènement soudain) ou bien non provoquées pour correspondre à des situations habituelles (ex. : la tétée des porcelets, les bagarres). Les auteurs ont enregistré à la fois des mâles et des femelles, élevés en bâtiment, sur des caillebotis ou de la paille. Les émotions des animaux étaient mesurées par ailleurs par des analyses du comportement et de l'activité cardiaque (voir Briefer *et al.*, 2022 pour une description complète).

À partir des enregistrements sonores et en visualisant la bande avec le logiciel adapté, le type de vocalisation est ensuite caractérisé (p. ex. grognements ou cris) (Tallet *et al.*, 2013). Des paramètres acoustiques, variant en fonction des émotions vécues ont ensuite été extraits avec des techniques de traitement du signal. Parmi les indicateurs pertinents pour distinguer la valence des émotions, on retiendra la fréquence la plus basse d'un son (fréquence fondamentale), les modulations de fréquences dans le son ou encore la durée du son. Ces indicateurs permettent de distinguer finement des émotions différentes pour un même type de vocalisation comme les grognements des porcs (Villain *et al.*, 2020, 2023 ; Briefer *et al.*, 2022). Un modèle de classification supervisé a ensuite été développé en utilisant des paramètres acoustiques pertinents (projet européen Soundwel ; <https://www.soundwel-project.eu/>). Ce modèle identifie la valence de l'émotion à partir d'une vocalisation émise dans une situation donnée dans près de 92 % des cas.

Résultats : Ce système permet d'accéder aux valences des émotions chez le porc à partir de leurs vocalisations. Néanmoins, l'analyse des vocalisations dans une salle ne permet pas pour l'instant d'accéder à l'animal source des vocalisations. Les vocalisations des porcs pourraient être encodées individuellement afin d'identifier l'animal émetteur et de suivre son profil vocal mais cette approche exigerait d'entraîner au préalable le système à reconnaître les vocalisations propres

à chaque individu, ce qui serait chronophage et probablement peu rentable à l'échelle de la durée de vie d'un porc en élevage. Néanmoins, le suivi continu des vocalisations à l'échelle du groupe ou de la salle s'avère déjà pertinent pour évaluer le bien-être chez les porcs. Il existe maintenant des microphones robustes permettant de localiser le groupe d'animaux qui émet les vocalisations (mégamicros, systèmes équipés de nombreux microphones qui permettent de retrouver la source d'émission du son par triangulation). Ces derniers seraient pertinents pour répondre aux enjeux à l'échelle du groupe, ou de la case, permettant ainsi par exemple de suivre individuellement le bien-être des truies allaitantes et leur portée. Enfin, l'extraction des vocalisations dans une salle bruyante, liée à l'activité de la ferme (alimentation, ventilation...) ou à celles des porcs (manipulation d'objet, pas sur le caillebotis...) est encore un enjeu majeur. L'extraction automatique et l'analyse des vocalisations des porcs en élevage restent néanmoins prometteuses pour l'évaluation globale du bien-être en élevage car elles permettent à la fois d'accéder aux vocalisations de stress, de peur ou de frustration mais aussi d'accéder aux vocalisations positives de jeu et de contacts sociaux par exemple.

3. Discussion

■ 3.1 L'essor des capteurs et du numérique : une opportunité unique pour identifier de nouveaux indicateurs du bien-être animal

L'évolution des capteurs et les progrès récents du numérique ont profondément transformé notre manière d'aborder les phénomènes dynamiques, en particulier lorsque les mécanismes sous-jacents sont peu ou mal connus. Lorsqu'une connaissance suffisante des phénomènes sous-jacents est disponible, il est possible de recourir à des modèles dynamiques décrivant ces systèmes comme des ensembles d'équations différentielles. Par exemple, les modèles dynamiques d'homéostasie énergétique (Baldwin, 1953 ;

Taghipoor *et al.*, 2016) et d'homéorèse (Sauvant & Martin, 2010) reposent sur des concepts bien établis et sont applicables à tous les animaux. Les données à faible fréquence viennent compléter ces modèles en permettant d'estimer les paramètres nécessaires pour comprendre la réponse de chaque animal.

L'avènement des capteurs a considérablement réduit les efforts humains et financiers requis pour générer des données à haute fréquence, ouvrant ainsi la voie à l'utilisation d'algorithmes de traitement de données massives *via* l'intelligence artificielle. Cette approche est particulièrement intéressante lorsqu'il existe un manque de connaissances sur les phénomènes dynamiques sous-jacents, comme c'est le cas pour le bien-être animal, un concept à la fois complexe et dynamique. L'intelligence artificielle permet alors d'extraire des informations pertinentes à partir de ces données volumineuses et hétérogènes générées par les capteurs. La combinaison de trois éléments essentiels qui sont *i*) l'accès facilité aux données longitudinales, *ii*) les avancées dans le développement, le stockage et la transmission des données issues des capteurs, et *iii*) l'amélioration des performances d'analyse des ordinateurs et des serveurs de calcul permettent ainsi d'identifier de nouveaux indicateurs de bien-être qui peuvent être utilisés à des fins différentes.

■ 3.2 L'apport de ces indicateurs pour l'amélioration du bien-être animal

a. Une évaluation du bien-être individualisée

L'évolution du numérique a révolutionné le suivi dynamique et en temps réel des diverses activités à l'échelle individuelle, permettant ainsi l'élaboration d'indicateurs de bien-être basés sur l'animal, plutôt que sur l'individu moyen ou l'environnement. Cette avancée ouvre la voie à l'adaptation des indicateurs proposés dans des protocoles tels que *Welfare Quality*® pour chaque individu, menant à une évaluation individualisée du bien-être animal. Cette adaptation implique l'individualisation des mesures, traditionnellement effectuées

sur un échantillon d'animaux, ainsi que la mise en avant d'indicateurs basés sur l'animal (dits de résultats) face aux indicateurs liés à l'environnement (dits de moyens). Toutefois, il manque encore des informations pour la caractérisation de certaines mesures, telles que le stress thermique, l'absence de douleur et la soif. Cela est principalement lié au manque de connaissances et de mesures de référence (*gold standard*) pour ces indicateurs de bien-être. Cela pose également la question plus générale de l'intérêt de mesurer le bien-être à l'échelle individuelle par rapport aux coûts associés.

b. Une détection précoce de l'altération de l'état de bien-être

Les mesures de comportement à haute fréquence permettent de détecter les signes précliniques de dégradation de l'état de santé des animaux (Timsit et al., 2011). Il s'agit de modifications dans les voies métaboliques précédant l'apparition des signes cliniques d'événements ou de maladies. Ces modifications affectent le comportement de l'animal, comme une perte d'appétit ou un besoin accru de sommeil. Ces changements comportementaux permettent ainsi d'informer l'éleveur ou l'éleveuse d'un événement potentiel. Cependant, pour qu'une telle approche soit efficace, le modèle doit être capable de faire la distinction entre différents événements pouvant impacter le bien-être des animaux. Cela nécessite *i)* une approche multivariable afin d'éviter la confusion entre les événements présentant des signes similaires pour une seule variable donnée (comme le temps passé en position debout lors de l'apparition d'une mammite et des chaleurs), et *ii)* l'enrichissement de la base d'entraînement pour intégrer tous les cas possibles. Cela nécessitera également un investissement dans les plateformes d'hébergement de données et la standardisation de la structure pour l'enregistrement des données haute fréquence provenant des capteurs.

c. Vers la prise en compte des composantes positives du bien-être

Les solutions actuelles qui proposent une évaluation individuelle du bien-être se concentrent majoritairement sur

la dimension santé, un des cinq degrés de liberté du concept de bien-être. En effet, elles se focalisent principalement sur la détection d'états de santé dégradés à travers l'utilisation de divers types d'indicateurs physiologiques, comportementaux et de performance productive. L'application de ce type d'indicateurs dans les élevages commerciaux a permis une détection précoce de pathologies, telles que l'acidose et la mammite chez les vaches laitières.

Ces mêmes variables seront exploitées pour identifier de nouveaux indicateurs des composantes positives de bien-être. L'identification de nouveaux indicateurs positifs pour le bien-être constitue également une perspective prometteuse de l'utilisation des capteurs et des technologies numériques en éthologie. Cependant, le principal défi pour identifier ces indicateurs positifs du bien-être réside dans l'absence de référentiels ou *gold standard* pour de tels indicateurs. Cela requiert un suivi rigoureux des animaux dans des situations contrôlées d'amélioration du bien-être, et d'appliquer des méthodes d'analyse non supervisées afin d'étudier la présence des nouveaux profils comportementaux révélateurs de cette situation. Dans le contexte où l'environnement n'est pas contrôlé, ou lorsque nous cherchons à étudier l'impact d'un nouveau contexte d'élevage sur le bien-être des animaux, il convient de suivre les indicateurs connus de bien-être d'un côté et, de l'autre, d'étudier leur dynamique au cours du temps.

■ 3.3. Limites des capteurs et du numérique dans l'évaluation du bien-être

a. Création de bases de données de référence : un processus chronophage

Parmi les méthodes d'analyse utilisées, celles basées sur l'apprentissage supervisé sont fréquemment mobilisées pour détecter les animaux, identifier des comportements, ou encore associer des profils d'activité à un état de bien-être. Cependant, un des principaux inconvénients des approches par le *machine learning* réside dans son manque de généricité : les résultats

et modèles obtenus à partir des données sont souvent spécifiques à un système et à un environnement particulier (p. ex. les modèles de détection de boiteries chez les vaches laitières conduites en bâtiments ne sont pas immédiatement transférables à des vaches laitières conduites en plein air). Pour assurer la pérennité de ces modèles de reconnaissance des comportements animaux, il est nécessaire d'investir dans la création de bases de données d'entraînement riches en comportements diversifiés, en environnements et en espèces variés. Ces bases de données doivent également être dynamiques, afin de pouvoir intégrer de nouvelles données et ajuster leur structure au fil du temps. Cette étape indispensable est pourtant extrêmement chronophage, ce qui permet difficilement d'aboutir aux volumes de données nécessaires pour entraîner correctement les modèles et les valider dans une diversité de situations.

À ce titre, les méthodes d'apprentissage non supervisé créent des classes sans *a priori*, ce qui ne nécessite pas d'annoter les données brutes au préalable. Outre le gain de temps associé, ces approches non supervisées et surtout non structurées (c.-à-d. basées sur les données brutes sans *a priori*) offrent certainement un potentiel et une précision bien supérieurs aux approches supervisées puisqu'elles sont basées sur des données plus riches (données brutes sans résumé de l'information). Ces méthodes, déjà largement utilisées dans des communautés connexes (Lin, 2002), sont pourtant rarement appliquées dans notre domaine, ouvrant la voie à l'identification de potentiels nouveaux indicateurs de bien-être. On pourrait ainsi envisager d'identifier des rythmicités dans les séries temporelles qui ne se manifestent que lorsque les conditions environnementales sont optimales, ou au contraire identifier des structures qui n'apparaissent que lors d'une perturbation majeure, comme lors d'une situation de stress thermique. À ce propos, l'absence de connaissance *a priori* sur les motifs découverts peut compliquer la mise en évidence des liens de causalité entre ces potentiels nouveaux indicateurs et l'état de bien-être des animaux.

Un minimum de connaissances sur les activités réalisées par les animaux, leur état zootechnique, affectif et sanitaire, et sur les conditions environnementales lors de l'acquisition des données, semble donc primordial pour interpréter les motifs identifiés dans les données brutes.

b. Coût environnemental de l'évaluation du bien-être de l'animal par le numérique

L'utilisation du numérique pour l'évaluation du bien-être animal impose une réflexion approfondie sur le coût environnemental. Il est alors essentiel d'intégrer, dès la phase de conception, des critères relatifs à la gestion des ressources utilisées, à la recyclabilité des composants, ainsi qu'à l'optimisation du nombre et de la durée de vie des dispositifs mobilisés. Certaines solutions, notamment celles reposant sur le traitement en temps réel des données, peuvent limiter les exigences en stockage avec la transmission de messages courts et structurés. Cependant, le coût environnemental des technologies reste encore peu documenté, en particulier faute d'analyses de cycle de vie systématiques. Par exemple, le traitement vidéo, bien que potentiellement économe en capteurs, engendre quant à lui des volumes de données importants, requérant des ressources de calcul et de stockage conséquentes. Dans ce contexte, la définition de l'information strictement nécessaire à une finalité donnée devient un enjeu majeur.

4. Perspectives d'application

Nous présentons dans cet article les formidables avancées dans les mesures associées à l'évaluation de bien-être des animaux d'élevage permises par le développement des capteurs et des méthodes d'analyse. Nous avons volontairement peu traité la question de l'utilisation de ces avancées dans les élevages, celle-ci étant encore balbutiante et largement à construire. La manière d'utiliser ces technologies dépendra principalement des finalités de leur utilisation.

■ 4.1. Une meilleure compréhension des composantes et déterminants du bien-être de l'animal

Une première finalité, qui est la plus proche de nos perspectives scientifiques, est celle d'améliorer la compréhension du bien-être animal, de ses composantes et de ses déterminants. Dans cette optique, on cherchera à obtenir les données les plus fiables et précises possibles pour répondre à une question de recherche donnée, avec des contraintes financières de coût des projets mais sans objectif de retour sur investissement. Plusieurs disciplines de recherche pourront bénéficier de ces technologies : de l'éthologie à la génétique en passant par l'étude des systèmes d'élevage. Ducrot *et al.* (2024) proposent d'ailleurs de positionner la santé et le bien-être des animaux au cœur des questions de recherche participatives (éleveurs, citoyens, chercheurs) pour la conception de systèmes d'élevage plus agroécologiques. Les développements numériques permettant des évaluations fines et objectives du bien-être faciliteront ainsi l'évaluation des besoins et des attentes des animaux dans ces nouveaux systèmes d'élevage.

■ 4.2. Sélection génétique d'animaux adaptés à leur système d'élevage

L'évaluation numérique du bien-être des animaux offre également de nouvelles perspectives en génétique animale où le nombre d'animaux mesurés est un facteur limitant dans cette discipline. L'utilisation des technologies décrites dans cet article pour les suivis individuels longitudinaux et à grande échelle (plusieurs centaines ou milliers d'individus phénotypés) permettra l'étude du déterminisme génétique des capacités d'adaptation comportementale et des indicateurs ou *proxy* du bien-être dans des populations entières. Les travaux de recherche ont déjà montré que la sélection génétique sur des caractères comportementaux est possible compte tenu de la variabilité génétique associée (Canario *et al.*, 2013 ; Hazard *et al.*, 2016). Toutefois,

la possibilité de mesure en ferme des comportements à l'échelle de l'individu reste complexe à mettre en œuvre pour envisager de la sélection génétique à l'échelle des populations. Le déploiement en élevage d'outils numériques simples et robustes dont l'utilisation permettra d'aboutir à la définition de critères comportementaux en lien avec le bien-être devrait faire évoluer les schémas de sélection. Ainsi, les leviers génétiques et pratiques d'élevage pourront être mobilisés de façon complémentaire pour l'amélioration globale de la capacité d'adaptation des animaux aux variations de leur environnement d'élevage.

■ 4.3. Valeur ajoutée des capteurs et du numérique pour les actrices/acteurs de la filière

Pour des utilisations commerciales, les modèles économiques seront à réfléchir en amont. On peut imaginer un premier cas de figure où les éleveuses/éleveurs investissent dans un dispositif d'évaluation du bien-être pour les aider à adapter leur conduite d'élevage des animaux ou à identifier un ou plusieurs animaux nécessitant des soins en temps réel. Dans ce cas, l'incitation à investir sera celle d'un retour sur investissement direct et rapide (en termes de bien-être animal, de réduction des coûts de soin et pertes économiques liées aux problèmes de santé, de gain de temps sur la surveillance du troupeau...). Une autre perspective d'utilisation est celle de la certification des élevages comme atteignant un niveau de bien-être défini par un cahier des charges. Dans ce cas, l'incitation à investir dans l'évaluation serait la garantie d'un prix plus élevé des produits commercialisés, supporté par les consommateurs en faisant le choix. Ces possibilités ne sont peut-être pas exhaustives, mais on voit bien que plusieurs modèles économiques peuvent orienter le déploiement des technologies numériques pour l'évaluation du bien-être en élevage. Selon la finalité, le coût unitaire des dispositifs, l'échelle (animal ou groupe) et la fréquence de mesure seront différents. Enfin, la conception de capteurs pour une utilisation sur le terrain devrait

inclure des chercheuses/chercheurs en bien-être animal, des chercheuses/chercheurs en sciences humaines et sociales ainsi que des actrices/acteurs du monde économique, notamment des éleveuses/éleveurs et des concepteurs de technologies de mesure. Outre les considérations économiques, l'utilisation de ces outils devra être raisonnée pour veiller aux conditions de travail et au bien-être des éleveurs dans une approche plus globale « *One Welfare* ».

Conclusion

Dans cet article, nous avons discuté de l'apport des capteurs et des technologies numériques pour l'évaluation du bien-être de l'animal. La modélisation mathématique et l'intelligence artificielle constituent des outils puissants pour agréger les données hétérogènes

issues des capteurs et en déduire des informations dynamiques, en temps réel et à l'échelle individuelle. Ces nouvelles informations permettent d'explorer de nouvelles facettes, principalement liées au comportement des animaux, qui reste l'un des premiers indicateurs de bien-être. Une collaboration étroite entre experts en physiologie, éthologie, neurosciences, génétique, mathématiques et informatique est essentielle pour progresser dans l'évaluation du bien-être animal à partir de ces nouvelles données.

Contribution des auteurs

La coordination de la rédaction et la révision de cet article ont été assurées par M. Taghipoor. Les illustrations ainsi que la révision approfondie ont été réalisées par L. Riaboff. M. Taghipoor et

A. Madouasse ont coordonné le consortium RUMBA. Tous les auteurs ont contribué à la rédaction d'une ou plusieurs parties de l'article et ont participé à la relecture des différentes versions.

Remerciements

Ce travail est le fruit d'échanges enrichissants au sein du réseau interdisciplinaire RUMBA et du projet WAIT4. Les auteurs souhaitent remercier le métaprogramme « SANTé et Bien-être des Animaux en élevage » (SANBA) de l'Institut national français de recherche pour l'agriculture, l'alimentation et l'environnement (INRAE) pour le financement du réseau RUMBA, ainsi que l'Agence nationale de la recherche, dans le cadre de l'initiative France 2030 (référence « ANR-22-PEAE-0008 »), pour le soutien apporté au projet WAIT4.

Références

- Aguilar-Moreno, M., & Graña, M. (2023). Computational Ethology: Short Review of Current Sensors and Artificial Intelligence Based Methods. In L. Iliadis, I. Maglogiannis, S. Alonso, C. Jayne, & E. Pimenidis (Eds.), *Communications in Computer and Information Science: Engineering Applications of Neural Networks* (vol. 1826, pp. 17-27). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-34204-2_2
- Anses. (2018). *Bien-être animal : contexte, définition et évaluation* (Avis de l'ANSES, saisine no 2016-SA-0288). Agence nationale de sécurité sanitaire de l'alimentation de l'environnement et du travail. <https://www.anses.fr/fr/system/files/SABA2016SA0288.pdf>
- Baldwin, R. L. (1953). Sedimentation coefficients of small molecules: Methods of measurement based on the refractive-index gradient curve. The sedimentation coefficient of polyglucose A. *Biochemical Journal*, 55(4), 644-648. <https://doi.org/10.1042/bj0550644>
- Berckmans, D. (2014). Precision livestock farming technologies for welfare management in intensive livestock systems. *Revue Scientifique et Technique de l'OIE*, 33(1), 189-196. <https://doi.org/10.20506/rst.33.1.2273>
- Bergen, S., Huso, M. M., Duerr, A. E., Braham, M. A., Schmuecker, S., Miller, T. A., & Katzner, T. E. (2023). A review of supervised learning methods for classifying animal behavioural states from environmental features. *Methods in Ecology and Evolution*, 14(1), 189-202. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.14019>
- Berghof, T. V. L., Poppe, M., & Mulder, H. A. (2019). Opportunities to Improve Resilience in Animal Breeding Programs. *Frontiers in Genetics*, 9. <https://doi.org/10.3389/fgene.2018.00692>
- Bonneau, M., Poulet, N., Beramice, D., Dantec, L., Canario, L., & Gourdière, J.-L. (2021). Behavior Comparison During Chronic Heat Stress in Large White and Creole Pigs Using Image-Analysis. *Frontiers in Animal Science*, 2. <https://doi.org/10.3389/fanim.2021.784376>
- Botreau, R., Veissier, I., Butterworth, A., Bracke, M., & Keeling, L. (2007). Definition of criteria for overall assessment of animal welfare. *Animal Welfare*, 16(2), 225-228. <https://doi.org/10.1017/S0962728600031390>
- Briefer, E. F. (2012). Vocal communication of emotions in mammals: mechanisms of production and evidence. *Journal of Zoology*, 288(1), 1-20. <https://doi.org/10.1111/j.1469-7998.2012.00920.x>
- Briefer, E. F., Sypherd, C. C.-R., Linhart, P., Leliveld, L. M. C., Padilla de la Torre, M., Read, E. R., Guérin, C., Deiss, V., Monestier, C., Rasmussen, J. H., Špinka, M., Düpjan, S., Boissy, A., Janczak, A. M., Hillmann, E., & Tallet, C. (2022). Classification of pig calls produced from birth to slaughter according to their emotional valence and context of production. *Scientific Reports*, 12(1), 3409. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-07174-8>
- Canario, L., Mignon-Grasteau, S., Dupont-Nivet, M., & Phocas, F. (2013). Génétique de l'adaptation comportementale des animaux aux conditions d'élevage : Le cas des productions bovines, porcines, avicoles et aquacoles. *INRA Productions Animales*, 26(1), 35-50. <https://doi.org/10.20870/productions-animales.2013.26.1.3134>
- CNRTL. (2024). *Capteur*. Centre National de Ressources Textuelles et Lexicales. <https://www.cnrtl.fr/definition/academie9/capteur>
- Colditz, I. G., & Hine, B. C. (2016). Resilience in farm animals: Biology, management, breeding and implications for animal welfare. *Animal Production Science*, 56(12), 1961-1983. <https://doi.org/10.1071/AN15297>
- Cutler, J. H. H., Rushen, J., de Passillé, A. M., Gibbons, J., Orsel, K., Pajor, E., Barkema, H. W., Solano, L., Pellerin, D., Haley, D., & Vasseur, E. (2017). Producer estimates of prevalence and perceived importance of lameness in dairy herds with tiestalls, freestalls, and automated milking systems. *Journal of Dairy Science*, 100(12), 9871-9880. <https://doi.org/10.3168/jds.2017-13008>
- Cyples, J. A., Fitzpatrick, C. E., Leslie, K. E., DeVries, T. J., Haley, D. B., & Chapinal, N. (2012). Short communication: The effects of experimentally induced *Escherichia coli* clinical mastitis on lying behavior of dairy cows. *Journal of Dairy Science*, 95(5), 2571-2575. <https://doi.org/10.3168/jds.2011-5135>
- Ducrot, C., Barrio, M. B., Boissy, A., Charrier, F., Even, S., Mormède, P., Petit, S., Pinard-van der laan, M.-H., Schelcher, F., Casabianca, F., Ducos, A., Foucras, G., Guatteo, R., Peyraud, J.-L., Vayssier-Tausat, M., Veysset, P., Friggens, N. C., & Fernandez, X. (2024). Animal board invited review: Improving animal health and welfare in the transition of livestock farming systems: Towards social acceptability and sustainability. *Animal*, 18(3), 101100. <https://doi.org/10.1016/j.animal.2024.101100>
- Dumont, B., Fortun-Lamothe, L., Jouven, M., Thomas, M., & Tichit, M. (2013). Prospects from agroecology and industrial ecology for animal production in the 21st century. *Animal*, 7(6), 1028-1043. <https://doi.org/10.1017/S1751731112002418>
- Faverdin, P., Allain, C., Guatteo, R., Hostiou, N., & Veissier, I. (2021). Élevage de précision : De nouvelles

informations utiles pour la décision ? *INRAE Productions Animales*, 33(4), 223-234. <https://doi.org/10.20870/productions-animales.2020.33.4.4585>

Girardie, O., Bonneau, M., Billon, Y., Bailly, J., David, I., & Canario, L. (2023). Analysis of image-based sow activity patterns reveals several associations with piglet survival and early growth. *Frontiers in Veterinary Science*, 9. <https://doi.org/10.3389/fvets.2022.1051284>

Hazard, D., Bouix, J., Chassier, M., Delval, E., Foulquié, D., Fossier, T., Bourdillon, Y., François, D., & Boissy, A. (2016). Genotype by environment interactions for behavioral reactivity in sheep1. *Journal of Animal Science*, 94(4), 1459-1471. <https://doi.org/10.2527/jas.2015-0277>

Huxley, J. N. (2013). Impact of lameness and claw lesions in cows on health and production. *Livestock Science*, 156(1-3), 64-70. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2013.06.012>

Jiang, B., Tang, W., Cui, L., & Deng, X. (2023). Precision Livestock Farming Research: A Global Scientometric Review. *Animals*, 13(13), 2096. <https://doi.org/10.3390/ani13132096>

Lardy, R., Ruin, R., & Veissier, I. (2023). Discriminating pathological, reproductive or stress conditions in cows using machine learning on sensor-based activity data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 204, 107556. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107556>

Larsen, M. L. V., Norton, T., & Pedersen, L. J. (2022). Chapter 4: Steps and barriers in the development of a PLF system for welfare monitoring: tail biting in growing pigs as example. In T. Bahanzi, V. Halas, & F. Maroto-Molina (Eds.), *Practical Precision Livestock Farming* (pp. 71-83). Brill. https://doi.org/10.3920/978-90-8686-934-3_4

Le Neindre, P., Bernard, E., Boissy, A., Boivin, X., Calandreau, L., Delon, N., Deputte, B., Desmoulin Canselier, S., Dunier, M., Faivre, N., Giurfa, M., Guichet, J.-L., Lansade, L., Larrère, R., Mormède, P., Prunet, P., Schaal, B., Servière, J., & Terlouw, C. (2017). Animal Consciousness. *EFSA Supporting Publications*, 14(4), 1196. <https://doi.org/10.2903/sp.efsa.2017.EN-1196>

Lin, J. (2002). Finding Motifs in Time Series. *Knowledge Discovery and Data Mining*. https://cs.gmu.edu/~jes-sica/Lin_motif.pdf

Llaria, A., Menassol, J.-B., Terrasson, G., Jouven, M., & Rezzouki, M. (2024). *Embedded Systems for Small Ruminants Behavior Identification: Application to Pastoral Farms in Mountain and Mediterranean Areas* [Communication]. 2024 IEEE Sensors Applications Symposium, Naples. <https://doi.org/10.1109/SAS60918.2024.10636655>

Manteuffel, G., Puppe, B., & Schön, P. C. (2004). Vocalization of farm animals as a measure of welfare. *Applied Animal Behaviour Science*, 88, 163-182. <https://doi.org/10.1016/j.applanim.2004.02.012>

Mauny, S., Kwon, J., Friggens, N. C., Duvaux-Ponter, C., & Taghipoor, M. (2025). A pipeline with pre-processing options to detect behaviour from accelerometer data using Machine Learning tested on dairy goats. *Peer Community Journal*, 5. <https://doi.org/10.24072/pcjjournal.545>

Mellor, D. J., & Beausoleil, N. J. (2015). Extending the 'Five Domains' model for animal welfare assessment to incorporate positive welfare states. *Animal Welfare*, 24(3), 241-253. <https://doi.org/10.7120/09627286.24.3.241>

Mendl, M., Burman, O. H. P., & Paul, E. S. (2010). An integrative and functional framework for the study of animal emotion and mood. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 277(1696), 2895-2904. <https://doi.org/10.1098/rspb.2010.0303>

Mendl, M., & Paul, E. S. (2004). Consciousness, emotion and animal welfare: Insights from cognitive science. *Animal Welfare*, 13(S1), S17-S25. <https://doi.org/10.1017/S0962728600014330>

Meunier, B., Pradel, P., Sloth, K. H., Cirié, C., Delval, E., Mialon, M. M., & Veissier, I. (2018). Image analysis to refine measurements of dairy cow behaviour from a real-time location system. *Biosystems Engineering*, 173, 32-44. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.08.019>

Navarro, G., Green, L. E., Tadich, N. (2013). Effect of lameness and lesion specific causes of lameness on time budgets of dairy cows at pasture and when housed. *The Veterinary Journal*, 197(3), 788-793. <https://doi.org/10.1016/j.tvjl.2013.05.012>

Nguyen-Ba, H., Van Milgen, J., & Taghipoor, M. (2020). A procedure to quantify the feed intake response of growing pigs to perturbations. *Animal*, 14(2), 253-260. <https://doi.org/10.1017/S1751731119001976>

Paul, E. S., Browne, W., Mendl, M. T., Caplen, G., Trevarthen, A., Held, S., & Nicol, C. J. (2022). Assessing animal welfare: A triangulation of preference, judgement bias and other candidate welfare indicators. *Animal Behaviour*, 186, 151-177. <https://doi.org/10.1016/j.anbehav.2022.02.003>

Phocas, F., Bobe, J., Bodin, L., Charley, B., Dourmad, J. Y., Friggens, N. C., Hocquette, J. F., Bail, P. Y. L., Bihan-Duval, E. L., Mormède, P., Quéré, P., & Schelcher, F. (2014). Des animaux plus robustes : Un enjeu majeur pour le développement durable des productions animales nécessitant l'essor du phénotypage fin et à haut débit. *INRA Productions Animales*, 27(3), 181-194. <https://doi.org/10.20870/productions-animales.2014.27.3.3066>

Riaboff, L., Poggi, S., Madouasse, A., Couvreur, S., Aubin, S., Bédère, N., Goumand, E., Chauvin, A., & Plantier, G. (2020). Development of a methodological framework for a robust prediction of the main behaviours of dairy cows using a combination of machine learning algorithms on accelerometer data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 169, 105179. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.105179>

Riaboff, L., Relun, A., Petiot, C.-E., Feuillo, M., Couvreur, S., & Madouasse, A. (2021). Identification of discriminating behavioural and movement variables in lameness scores of dairy cows at pasture from accelerometer and GPS sensors using a Partial Least Squares Discriminant Analysis. *Preventive Veterinary Medicine*, 193, 105383. <https://doi.org/10.1016/j.prevetmed.2021.105383>

Riaboff, L., Shalloo, L., Smeaton, A. F., Couvreur, S., Madouasse, A., & Keane, M. T. (2022). Predicting livestock behaviour using accelerometers: A systematic review of processing techniques for ruminant behaviour prediction from raw accelerometer data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 192, 106610. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106610>

Richmond, S. E., Wemelsfelder, F., de Heredia, I. B., Ruiz, R., Canali, E., & Dwyer, C. M. (2017). Evaluation of Animal-Based Indicators to Be Used in a Welfare Assessment Protocol for Sheep. *Frontiers in Veterinary Science*, 4. <https://doi.org/10.3389/fvets.2017.00210>

Sauvant, D., & Martin, O. (2010). Robustesse, rusticité, flexibilité, plasticité... les nouveaux critères de qualité des animaux et des systèmes d'élevage : Définitions systémique et biologique des différents concepts. *INRA Productions Animales*, 23(1), 5-10. <https://doi.org/10.20870/productions-animales.2010.23.1.3280>

Stachowicz, J., & Umstätter, C. (2021). Do we automatically detect health- or general welfare-related issues? A framework. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 288(1950). <https://doi.org/10.1098/rspb.2021.0190>

Stygar, A. H., Frondelius, L., Berteselli, G. V., Gómez, Y., Canali, E., Niemi, J. K., Llonch, P., & Pastell, M. (2023). Measuring dairy cow welfare with real-time sensor-based data and farm records: A concept study. *Animal*, 17(12), 101023. <https://doi.org/10.1016/j.animal.2023.101023>

Stygar, A. H., Gómez, Y., Berteselli, G. V., Dalla Costa, E., Canali, E., Niemi, J. K., Llonch, P., & Pastell, M. (2021). A Systematic Review on Commercially Available and Validated Sensor Technologies for Welfare Assessment of Dairy Cattle. *Frontiers in Veterinary Science*, 8, 634338. <https://doi.org/10.3389/fvets.2021.634338>

Taghipoor, M., Pastell, M., Martin, O., Nguyen Ba, H., Van Milgen, J., Doeschl-Wilson, A., Loncke, C., Friggens, N. C., Puillet, L., & Muñoz-Tamayo, R. (2023). Animal board invited review: Quantification of resilience in farm animals. *Animal*, 17(9), 100925. <https://doi.org/10.1016/j.animal.2023.100925>

Taghipoor, M., van Milgen, J., & Gondret, F. (2016). A systemic approach to explore the flexibility of energy stores at the cellular scale: Examples from muscle cells. *Journal of Theoretical Biology*, 404, 331-341. <https://doi.org/10.1016/j.jtbi.2016.06.014>

Tallet, C., Linhart, P., Policht, R., Hammerschmidt, K., Šimeček, P., Kratinova, P., & Špinka, M. (2013). Encoding of Situations in the Vocal Repertoire of Piglets (*Sus scrofa*): A Comparison of Discrete and Graded Classifications. *PLoS ONE*, 8(8), e71841. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0071841>

Timsit, E., Bareille, N., Seegers, H., Lehebel, A., & Assié, S. (2011). Visually undetected fever episodes in newly received beef bulls at a fattening operation: occurrence, duration, and impact on performance. *Journal of animal science*, 89(12), 4272-4280. <https://doi.org/10.2527/jas.2011-3892>

Vayssade, J.-A., & Bonneau, M. (2024). Puzzle: Taking livestock tracking to the next level. *Scientific Reports*, 14(1), 18348. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-69058-3>

Veissier, I., Boissy, A., dePassillé, A. M., Rushen, J., van Reenen, C. G., Roussel, S., Andanson, S., & Pradel, P. (2001). Calves' responses to repeated social regrouping and relocation. *Journal of Animal Science*, 79(10), 2580-2593. <https://doi.org/10.2527/2001.79102580x>

Veissier, I., Kling-Eveillard, F., Mialon, M.-M., Silberberg, M., de Boyer des Roches, A., Terlouw, C., Ledoux, D., Meunier, B., & Hostiou, N. (2019). Élevage de précision et bien-être en élevage : La révolution numérique de l'agriculture permettra-t-elle de prendre en compte les besoins des animaux et des éleveurs ? In R. Baumont (Coord.), INRA Productions

Animales : Vol.32(2) Numéro spécial : De grands défis et des solutions pour l'élevage (pp.281-290). <https://doi.org/10.20870/productions-animales.2019.32.2.2478>

Villain, A. S., Guérin, C., & Tallet, C. (2023). The use of pigs vocalisation structure to assess the quality of human-pig relationship. *Peer Community Journal*, 3. <https://doi.org/10.24072/pcjournal.260>

Villain, A. S., Hazard, A., Danglot, M., Guérin, C., Boissy, A., & Tallet, C. (2020). Piglets vocally express the anticipation of pseudo-social contexts in their grunts. *Scientific Reports*, 10(1), 18496. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-75378-x>

Wagner, N., Mialon, M.-M., Sloth, K. H., Lardy, R., Ledoux, D., Silberberg, M., de Boyer des Roches, A., & Veissier, I. (2021). Detection of changes in the circadian rhythm of cattle in relation to disease, stress, and reproductive events. *Methods*, 186, 14-21. <https://doi.org/10.1016/j.ymeth.2020.09.003>

Whay, H. R., & Shearer, J. K. (2017). The Impact of Lameness on Welfare of the Dairy Cow. *Veterinary Clinics of North America: Food Animal Practice*, 33(2), 153-164. <https://doi.org/10.1016/j.cvfa.2017.02.008>

Résumé

Le bien-être des animaux est une notion difficile à définir car se référant à un phénomène complexe, intrinsèquement liée à la perception qu'a l'individu de son environnement. Ne pouvant être mesuré directement, le bien-être est évalué à partir de la détermination et la quantification d'indicateurs spécifiques. Ces indicateurs, dont les variations sont associées à différents états de bien-être, doivent être combinés en fonction du contexte d'évaluation. Le comportement animal, reconnu comme une des clés pour l'évaluation du bien-être, peut changer face aux variations de l'environnement d'élevage, telles que l'accès au pâturage, influençant à la fois la routine et la dynamique de l'occupation de l'espace des animaux. L'analyse de ces changements comportementaux permet de définir de nouveaux indicateurs, facilitant l'évaluation de l'impact positif ou négatif de ces modifications environnementales sur le bien-être des animaux. L'intégration des technologies de capteurs, de modèles mathématiques et de l'intelligence artificielle ouvre de nouvelles perspectives pour un suivi longitudinal des activités, des dynamiques spatiales et d'autres paramètres d'intérêt tout au long du cycle de vie des animaux. Par exemple, les algorithmes de classification supervisée ont permis d'associer les données brutes fournies par des capteurs aux comportements d'intérêt, tandis que les algorithmes non supervisés devraient révéler de nouveaux indicateurs en lien avec le bien-être des animaux. Cet article met en lumière les opportunités offertes par les technologies numériques émergentes. Nous nous concentrons sur l'évaluation comportementale et son rôle crucial dans l'évaluation du bien-être, en présentant trois études de cas : 1) pour distinguer les problèmes liés à la santé, au stress thermique et à la reproduction chez les vaches laitières, 2) pour prévoir la boiterie chez la vache laitière et 3) pour étudier des émotions chez les porcs. Enfin, nous soulignons l'importance d'une collaboration interdisciplinaire étroite entre éthologistes, physiologistes, mathématicien(ne)s et informaticien(ne)s pour favoriser le développement de ce domaine émergent que nous désignons sous le terme de « éthologie numérique ».

Abstract

Digital technologies in livestock farming: from measuring to assessing individual animal welfare

The welfare of farm animals is a complex concept that is intrinsically linked to the animal's perception of its environment. Although welfare cannot be measured directly, it can be assessed by identifying and quantifying specific indicators according to the context of the assessment. Animal behaviour, widely recognized as a key welfare indicator, responds dynamically to changes in the rearing environment, such as access to pasture, which affect both the routine and spatial dynamics of the animals. The analysis of these behavioural changes allows the identification of new indicators and the negative or positive impact of these environmental changes on animal welfare. The integration of sensor technologies, mathematical models and artificial intelligence opens new avenues for longitudinal monitoring of activities, spatial dynamics and other parameters of interest throughout an animal's life cycle. For example, supervised classification algorithms have enabled the association of raw sensor data with specific behaviours, while unsupervised algorithms are expected to reveal novel indicators. This article explores the potential opportunities offered by digital technologies. We highlight the role of behavioural assessment in welfare assessment, illustrated by three case studies : (1) discriminating pathological, reproductive or stress conditions in cows, (2) lameness prediction in dairy cows, and (3) the study of emotions in pigs. Finally, we highlight the importance of close interdisciplinary collaboration between ethologists, physiologists, mathematicians and computer scientists to advance this emerging field, which we term 'digital ethology'.

TAGHIPOOR, M., MADOUASSE, A., BONNEAU, M., LARDY, R., HAZARD, D., MENASSOL, J.-B., TALLET, C., VALENCHON, M., CANARIO, L., & RIABOFF, L. (2025). Les technologies numériques en élevage : de la mesure à l'évaluation comportementale du bien-être de chaque animal. In C. Ginane, E. Chaillou, & R. Baumont (Coord.), INRAE Productions Animales : Vol. 38(4) Numéro spécial : Bien-être animal : avancées scientifiques et innovations pour des systèmes d'élevage durables (8324).

<https://doi.org/10.20870/productions-animales.2025.38.4.8324>



Cet article est publié sous la licence Creative Commons (CC BY 4.0).

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.fr>

La citation comme l'utilisation de tout ou partie du contenu de cet article doit obligatoirement mentionner les auteurs, l'année de publication, le titre, le nom de la revue, le volume, les pages et le DOI en respectant les informations figurant ci-dessus.