



HAL
open science

Simulation de comportement d'une vache à l'aide d'un processus markovien

Valentin Guien, Violaine Antoine, Romain Lardy, Italo da Rocha Moreira,
Luis Enrique Correa Rocha, Isabelle Veissier

► To cite this version:

Valentin Guien, Violaine Antoine, Romain Lardy, Italo da Rocha Moreira, Luis Enrique Correa Rocha, et al.. Simulation de comportement d'une vache à l'aide d'un processus markovien. 2023. hal-04276270

HAL Id: hal-04276270

<https://hal.science/hal-04276270>

Preprint submitted on 8 Nov 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Simulation de comportement d'une vache à l'aide d'un processus markovien

Simulation of cow behavior using a Markov process

V. Guien^{1,2}, V. Antoine¹, R. Lardy², I. Da Rocha Moreira³, L. E. C. Rocha^{4,5}, I. Veissier²

¹ Université Clermont Auvergne, CNRS, Clermont Auvergne INP, Mines Saint-Étienne, LIMOS, 63000 Clermont-Ferrand, France

² Université Clermont Auvergne, INRAE, VetAgro Sup, UMR Herbivores, F-63122 Saint-Genès-Champanelle, France

³ Universidade Federal de Ouro Preto, Instituto de Ciências Exatas e Aplicadas

Departamento de Engenharia de Produção, João Monlevade, Brasil Rua 36, 115 - Loanda, João Monlevade - MG, 35931-008

⁴ Department of Economics, Ghent University, Sint-Pietersplein 5, 9000 Ghent, Belgium

⁵ Department of Physics and Astronomy, Ghent University, Technologiepark 903, 9052 Zwijnaarde, Belgium

Résumé :

Des données d'activité de vaches laitières sont collectées chaque heure afin de détecter des anomalies comportementales possiblement précurseurs de problèmes de santé. À ces données s'ajoutent des étiquettes spécifiant l'état de santé de la vache. Celles-ci sont relevées quotidiennement par l'éleveur. Le comportement de la vache est modifié quand elle est malade. Cependant, dû aux possibilités d'erreurs d'étiquetage, il est difficile d'évaluer la robustesse d'un algorithme de détection d'anomalies. Nous proposons de mettre en place un modèle de simulation de comportement de vaches laitières à l'aide des chaînes de Markov. L'objectif est de créer un jeu de données synthétique proche de la réalité, sur lequel il sera possible de tester différents algorithmes de détection d'anomalie. Des règles floues sont également introduites afin de présenter un jeu de données dans lequel le passage d'un état de santé à un autre se fasse de manière progressive.

Mots-clés :

chaînes de Markov, ensembles flous, règles floues, simulation

Abstract:

Dairy cow activity data is collected hourly to detect behavioural anomalies that could be precursors to health problems. This data is supplemented by tags indicating the cow's health status. These are collected daily by the farmer. Cows behave differently when they are sick. However, due to the possibility of labelling errors, it is difficult to assess the robustness of an anomaly detection algorithm. We propose to build a simulation model of dairy cow behaviour using Markov chains. The aim is to create a synthetic dataset close to reality on which it will be possible to test different anomaly detection algorithms. Fuzzy rules will also be introduced to represent a data set where the transition from one health state to another is gradual.

Keywords:

Markov chains, fuzzy set, fuzzy rules, simulation

1 Introduction

Depuis quelques années, l'agriculture est en pleine révolution numérique. L'utilisation de capteurs dans les bâtiments, les champs, et les animaux permet d'avoir accès à l'information sur un maximum de paramètres qui régissent l'exploitation [6]. L'élevage de précision s'inscrit dans ce cadre et consiste à utiliser simultanément l'ensemble des capteurs à disposition afin de recueillir de nombreuses données. Les données collectées sont traitées par divers modèles numériques qui fournissent à l'éleveur des informations qui lui permettent d'avoir une gestion plus efficace de son élevage, que ce soit par la réduction de la main d'œuvre ou par la rapidité d'intervention.

Le cycle circadien est la représentation du processus biologique sur un cycle de 24 heures. Il se manifeste sous la forme d'activités comme le repos, le repas, le mouvement, etc. Les outils actuels d'élevage de précision permettent de recueillir des informations sur le rythme d'activité de vaches laitières (capteurs de géolocalisation, accéléromètres). Une représentation de ce cycle circadien peut être réalisée par le biais de courbes d'activité [1]. Leurs allures permettent de visualiser l'évolution du comportement de la

vache dans le temps, avec des valeurs élevées si la vache est active (mange, marche) sur le temps observé, et des valeurs basses si elle se repose. La modification du cycle circadien est un indicateur très précoce d'un changement de l'état interne d'un animal [9, 7] (Figure 1). Cette altération peut être de nature physiologique (oestrus : période de chaleurs), pathologique (mammite, boiterie), physique (accident) ou émotionnelle (stress).

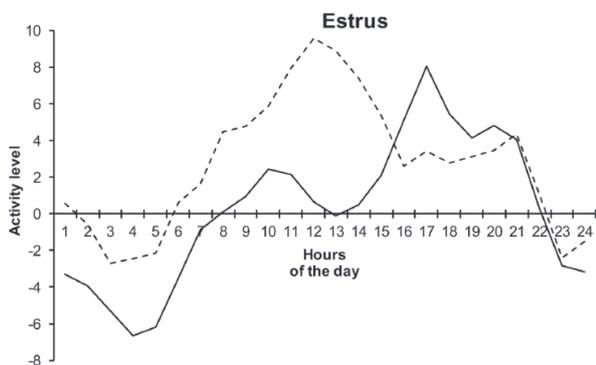


FIGURE 1 – Modification du rythme d'activité moyen lors d'oestrus (ligne pointillée) par rapport au rythme habituel (ligne pleine) [7].

Puisqu'il est possible d'identifier des anomalies dans les courbes des rythmes d'activité des vaches, il est intéressant d'étudier des méthodes qui permettraient de relever automatiquement des changements soudains de comportement. Parmi les enjeux d'une telle détection, notons la capacité pour l'éleveur d'anticiper les changements d'états d'une vache afin de prendre rapidement les mesures nécessaires : adapter son planning dans la gestion de ses troupeaux dans le cas d'une perturbation physiologique ou bien contacter un vétérinaire dans le cas d'une perturbation pathologique. Il y a également un enjeu éthique de bien-être de l'animal. Enfin, nous pouvons envisager une application future à d'autres animaux.

Dans cet article, nous décrivons la nature spécifique de nos données, rendant les algorithmes classiques de détection d'anomalies difficiles à appliquer, dû à la variabilité des

données et à l'incertitude des étiquettes. Nous proposons un modèle de simulation de données afin de contrôler au mieux la robustesse des algorithmes à tester par rapport à la variabilité des données et l'incertitude des étiquettes. Des résultats sont fournis pour donner un aperçu du modèle construit jusqu'à présent ainsi que des perspectives futures d'amélioration.

2 La complexité du jeu de données

2.1 Description des données

Le jeu de données utilisé est issu de la ferme expérimentale Herbipôle d'INRAE [4] (DOI : 10.15454, UE 1414, Marcenat, France). Les données sont collectées grâce au système Cow-View. Il s'agit de capteurs de localisation en temps réel, donnant chaque seconde la position de la vache dans la ferme par triangulation avec des récepteurs de position. Les vaches sont regroupées dans des aires par groupe de 28. Dans chaque aire, les vaches peuvent être positionnées dans 3 zones différentes : les logettes pour se reposer, près des auges pour manger, et les allées qui se situent entre les logettes et les auges (Figure 2). La position de la vache indique son activité :

- ALLEE : La vache est debout immobile ou marche dans une allée.
- LOGETTE : La vache se repose dans une logette.
- AUGES : La vache mange.

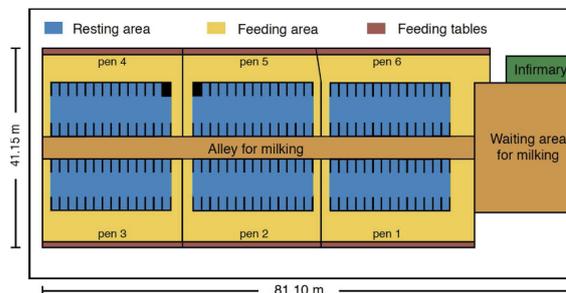


FIGURE 2 – Plan de l'étable [3].

Ces données d'activité par seconde sont ensuite traduites en séries temporelles avec une

valeur de niveau d'activité par heure, obtenue par une somme pondérée des temps effectués dans chaque activité. Les coefficients sont calculés avec une Analyse Factorielle des Correspondances (AFC), les heures de la journée étant les observations et les variables étant les temps passés dans chaque activité. Sur le jeu de données utilisé, les coefficients sont de +0.16 pour ALLEE, -0.23 pour LOGETTE et +0.42 pour AUGÉ [4]. Remarquons que les coefficients sont ordonnés de l'activité associée au plus faible niveau d'éveil (LOGETTE) au plus élevé (AUGÉ).

Ces données d'activités sont complétées par des étiquettes correspondant à des observations de l'éleveur. Ce dernier relève quotidiennement l'état de chaque vache (problème de santé ou état physiologique particulier comme l'œstrus ou le vêlage) et l'étiquette est attribuée aux 24 heures de la journée.

2.2 La variabilité des données

Les données présentent une variabilité inter-individuelle importante. Chaque vache suit une tendance comportementale qui lui est propre. Mais nous observons aussi une variation intra-individuelle : deux courbes d'activité de deux jours différents provenant d'une même vache peuvent être très différentes (Figure 3), sans qu'il y ait eu un changement d'état. Ces différences de comportement peuvent être issues de nombreux facteurs externes : événements naturels (températures, luminosité, météo, durée du jour), interactions avec les personnels qui diffèrent entre un jour ouvré et un jour non ouvré, interventions techniques (nettoyage, changement ou réparation d'un outil) ou perturbations diverses extérieures (animal domestique, visite de personnes sur le site). Mais ces variabilités de comportement peuvent également provenir du libre-arbitre de la vache. Enfin dans un contexte où les vaches évoluent dans un troupeau dont une hiérarchie de dominance est formée, un phénomène de cascade où le changement de comportement

d'une vache influe sur celui des autres vaches peut aussi avoir lieu.

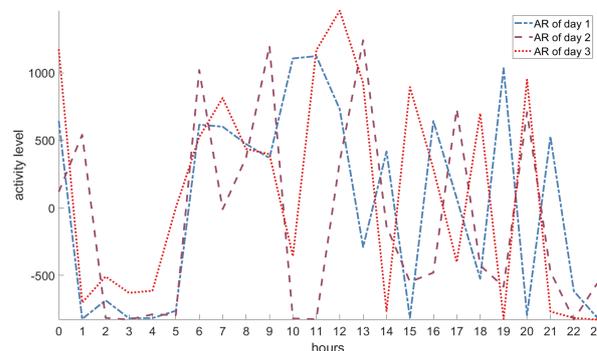


FIGURE 3 – Trois courbes d'activité de trois jours successifs pour une même vache.

2.3 Transition d'étiquettes

Les observations de l'éleveur sur les états des vaches ne nous donnent que des étiquettes brutes : la vache est soit dans un état normal (c'est-à-dire non particulier) ou soit dans un état « anormal ». Pourtant, le changement d'état n'est pas soudain d'un jour à l'autre. En effet, les processus biologiques respectent une certaine forme de continuité dans leur réalisation. Par exemple, avant que la vache souffre pleinement de mammite au premier jour déclaré, elle a vraisemblablement pu ressentir la douleur le jour précédent mais à moindre échelle. L'attribution d'étiquettes brutes aux données ne permet donc pas d'identifier la période transitoire d'un changement d'un état interne à un autre.

3 Simulation de l'activité des vaches laitières

3.1 Motivation

L'ensemble des rythmes d'activité que peut adopter une vache saine est vaste et un jeu de données qui en témoigne est nécessaire. Cependant nous manquons de données sur les jours qui sont relevés comme étant anormaux. Sur l'ensemble des observations, la proportion de jours étiquetés comme anormaux est beaucoup

plus faible que celle des jours notés comme normaux. À cela s'ajoute la variété des perturbations possibles, qui vont chacune modifier différemment l'activité de la vache. Enfin, il est important d'avoir un modèle ayant un bon taux de spécificité pour que l'éleveur ne soit pas fréquemment mobilisé à tort pour la gestion de son élevage, auquel cas il perdrait confiance dans le modèle de détection.

Nous proposons de mettre en place un modèle qui permettrait de simuler le comportement d'une vache. L'idée est de disposer d'un jeu de données de vaches simulées, qui soit d'un volume élevé. Ce jeu de données simulées doit aussi bien comporter des étiquettes de jours normaux que de jours anormaux. Cette simulation doit également comporter des données représentant la période transitoire entre le passage d'un état normal à un état anormal et vice-versa dans le cas d'un rétablissement.

Les enjeux d'une telle simulation sont non seulement d'avoir accès à beaucoup plus de données, mais aussi d'avoir à disposition des données dont les étiquettes soient exemptes d'erreur d'annotation.

Idéalement, l'objectif serait de définir un modèle de simulation défini uniquement à partir de variables concernant la gestion de la ferme (mode de distribution de la nourriture, heure de hausse/baisse de la luminosité), de l'individu (vache à tendance plus ou moins active par rapport à la moyenne du troupeau) et l'environnement extérieur (température/météo/saison).

Une première étape vers cet objectif est de construire un modèle basé sur un premier jeu de données réelles à disposition, qui cherche à reproduire le comportement d'une vache laitière normale (donc sans état particulier).

3.2 Processus de Markov

Un processus markovien discret est un processus sans mémoire, c'est-à-dire une séquence de variables aléatoires X_1, X_2, \dots telle que pour

tout $n \geq 0$ et tout état x :

$$P(X_{n+1} = x | X_n, X_{n-1}, \dots, X_0) = P(X_{n+1} = x | X_n)$$

La probabilité d'être dans un état précis à l'étape $n+1$ ne dépend que de l'état à l'étape n . Si $\{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ représentent les k états possibles, notons $p_{i,j}$ la probabilité de passer de l'état i à l'état j , nommée probabilité de transition, et P la matrice $k \times k$ des probabilités $p_{i,j}$, nommée matrice de transition [5].

Le comportement d'une vache est simulé à travers plusieurs chaînes markoviennes qui encadrent le cycle de 24 heures. Le modèle donne un ensemble de probabilités de transition associées à la vache et s'en sert comme base de simulation. Pour construire ce modèle, le cycle de 24 heures est découpé en m périodes de taille p minutes, et une chaîne de Markov est construite pour chacune de ces périodes (par exemple pour une chaîne de Markov par heure, $m = 24$ et $p = 60$; Figure 4). Chaque chaîne de Markov comprend trois états : ALLEE, LOGETTE et AUGÉ. Il y a donc un total de $9m$ probabilités de transition pour représenter le comportement de la vache. Ces probabilités de transition sont calculées en se basant sur le jeu de données, en effectuant le rapport entre le nombre de transitions de l'état x_i à l'état x_j sur une période donnée par rapport à l'ensemble des transitions possibles sur cette période. Il est important de ne pas se restreindre à une seule chaîne de Markov à trois états pour l'ensemble de la journée pour ne pas perdre la notion horaire qui influe sur le comportement. Néanmoins, nous supposons que les probabilités de transition entre deux chaînes successives ont une différence négligeable, justifiant ainsi le découpage des 24 heures.

3.3 Critères de validation

Avant d'utiliser les données simulées pour tester des algorithmes de détection d'anomalies, il est nécessaire de vérifier que celles-ci sont cohérentes avec l'activité réelle de la vache.

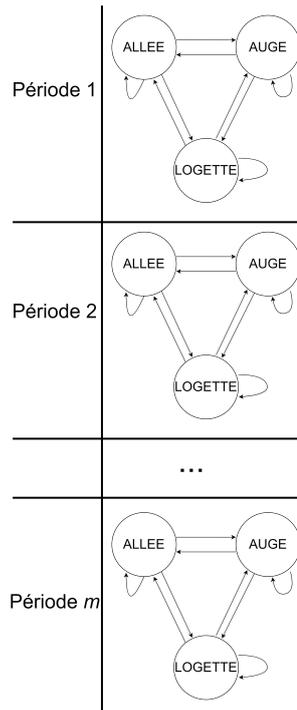


FIGURE 4 – Modèle de simulation d’une vache.

L’idée est de mettre en place une série de critères permettant de valider le modèle de simulation et ses paramétrages. Les critères sont les suivants :

- Les moyennes des temps passés dans les états ALLEE/LOGETTE/AUGÉ par jour doivent correspondre.
- La répartition des activités dans la journée (ex : pics d’activité) doit correspondre.
- Les jours simulés doivent individuellement admettre un volume journalier minimum et maximum dans les états LOGETTE et AUGÉ (limites définies par l’écart-type des données réelles) afin d’éviter des simulations aberrantes.
- Chaque courbe de rythme d’activité simulée ne doit pas excéder une certaine distance avec la courbe moyenne des rythmes d’activités réels.

L’ensemble de ces vérifications peut nous confirmer avec une certaine confiance que la simulation est cohérente.

4 Définition de données floues

Nous souhaitons introduire une notion d’étiquetage flou, qui permettrait d’attribuer à une donnée un statut qui représente un degré d’appartenance à un état. Un tel étiquetage peut s’interpréter comme un degré d’intensité d’anomalie qui pourrait illustrer l’aspect transitoire des maladies, dont les symptômes des premières heures se manifestent moins que par la suite.

Notons T le temps total d’observation, $U = [0; T]$, et $t \in U$ exprimé en heures. La fonction d’appartenance d’un élément de U dédié à l’état anormal est donnée par $\mu : U \rightarrow [0; 1]$ [8]. Elle est telle que :

- Si $\mu(t) = 0$, alors la vache est considérée comme étant dans un état normal.
- Si $\mu(t) = 1$, alors la vache est considérée comme étant dans un état anormal.
- Si $0 < \mu(t) < 1$, alors la vache est dans un état « transitoire ».

Les zones floues sont considérées comme les intervalles de temps avant et après l’observation de l’anomalie. Pour connaître ces zones floues, des règles sur leurs tailles sont établies selon l’anomalie observée. Les travaux précédents ont permis d’ériger un tableau de règles vis-à-vis de l’observation de certains états [2]. Considérons par exemple le cas de l’œstrus. Notons d_0 le jour de l’observation, et $\{\dots, d_{-2}, d_{-1}, d_0, d_1, d_2, \dots\}$ l’ensemble des jours. Supposons que le temps t' représente minuit du jour d_0 .

- Pour $t \in [t', t' + 24]$, $\mu(t) = 1$.
- Pour $t \in [t' - 12, t'] \cup [t' + 24, t' + 36]$, $0 < \mu(t) < 1$.
- Sous réserve d’absence d’autres anomalies, $\mu(t) = 0$ sinon.

La zone floue regroupe les 12 heures précédant le début du jour d_0 de l’œstrus et les 12 heures suivant la fin de ce jour (donc entre 12h00 et 23h59 le jour d_{-1} et entre 00h00 et 11h59 le jour d_1). Dans ces zones floues, le degré

d'appartenance à l'état anormal n'est ni nul ni total. L'évolution de $\mu(t)$ dans la zone floue précédant (resp. suivant) d_0 est croissante (resp. décroissante) (Figure 5). Cette évolution peut être représentée par une fonction affine, ou bien avec des fonctions plus complexes pour faire apparaître une évolution parabolique, exponentielle ou logarithmique. Un autre exemple est fourni avec le cas de la boiterie dont les zones floues concernent les 48 heures précédant le jour d_0 et les 24 heures qui suivent.

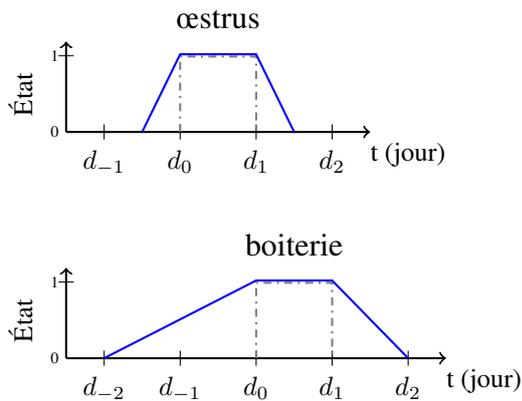


FIGURE 5 – Règles floues pour les états œstrus et boiterie (lignes bleues pleines) avec les étiquettes brutes (lignes grises pointillées).

Dans le cas où plusieurs anomalies sont rencontrées sur un court laps temporel, la mesure du degré d'appartenance du temps t à l'état anormal est obtenue par le maximum des degrés d'appartenance relatifs à chaque anomalie. Si $\{e_1, \dots, e_n\}$ sont les n anomalies possibles, et μ_{e_i} la mesure du degré d'appartenance relatif à l'anomalie i , alors

$$\mu(t) = \mu_{e_1 \cup e_2 \cup \dots \cup e_n}(t) = \max_i \mu_{e_i}(t)$$

Si les données transitoires peuvent être étiquetées de cette manière, alors elles peuvent servir à ajuster notre modèle de simulation. Les données situées dans les zones floues seraient utilisées pour approvisionner une chaîne d'une vache sous un état bien spécifique, avec un poids en correspondance avec la fonction d'appartenance de l'état. Mais des modèles plus sophistiqués où les données floues

permettraient de construire des modèles de scénarios plus spécifiques sont envisageables. Un exemple serait une représentation markovienne spécifique qui se baserait sur une durée de 48 heures, qui simulerait un comportement de vache sous œstrus ainsi que les transitions qui ont lieu avant et après.

5 Résultats préliminaires

Dans cette section nous proposons quelques résultats préliminaires sur la simulation. Un traitement préalable consiste à éliminer du jeu de données toutes les dates qui comportaient plus de 60 minutes de données manquantes. Pour simuler le comportement des vaches saines, les données des jours anormaux ont été supprimées ainsi que les jours qui s'inscrivent dans les zones floues de l'anomalie. Lorsqu'une anomalie autre que les perturbations diverses, l'œstrus ou l'acidose est détectée pour un jour, alors les 6 jours qui suivent ne sont pas pris en compte. Les résultats de simulation sont obtenus en générant 1000 jours d'activité pour chaque vache. Les périodes considérées pour construire le modèle sont d'une heure. Pour justifier que les probabilités de transition entre deux chaînes successives ont une différence négligeable, les tableaux 1 et 2 indiquent les moyennes et écarts-types des différences des probabilités de transition entre deux chaînes successives, pour les 9 transitions possibles.

μ	AL. h+1	LO. h+1	AU. h+1
AL. h	0.0057	0.0036	0.0018
LO. h	0.0012	0.0013	0.00001
AU. h	0.0010	0.0002	0.0015

TABEAU 1 – Tableau des moyennes des différences des probabilités de transition entre deux chaînes successives pour toutes les vaches.

Les temps moyens de toutes les vaches passés dans chaque activité sont de 4.28 h/jour pour ALLEE, 12.95 h/jour pour LOGETTE et 6.76 h/jour pour AUGÉ. La figure 6 montre le diagramme des temps moyens journaliers

σ	AL. h+1	LO. h+1	AU. h+1
AL. h	0.0031	0.0020	0.0016
LO. h	0.0007	0.0008	0.00002
AU. h	0.0010	0.0003	0.0014

TABLEAU 2 – Tableau des écarts-types des différences des probabilités de transition entre deux chaînes successives pour toutes les vaches.

que passe chaque vache dans chaque activité. Chaque vache est associée à deux barres : celle de gauche correspond aux données réelles, celle de droite correspond aux données simulées. Les temps moyens de toutes les vaches passés dans chaque activité pour les données simulées sont de 4.28 h/jour pour ALLEE, 12.94 h/jour pour LOGETTE et 6.78 h/jour pour AUGÉ. La figure 7 représente la distribution du comportement des vaches entre chaque période, et laisse voir les mêmes tendances en moyenne entre les données simulées et les données normales.

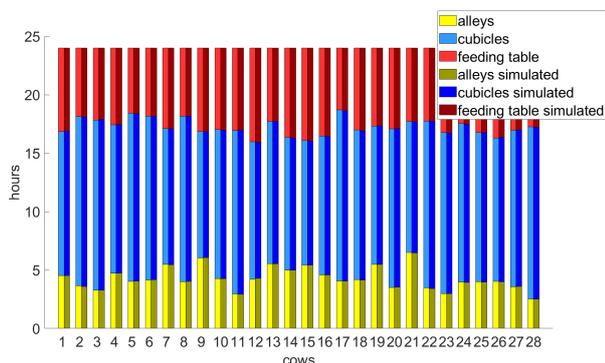


FIGURE 6 – Histogramme des moyennes des temps passés dans chaque état pour 28 vaches.

Nous affichons ensuite les résultats sous forme de courbes d'activité. La figure 8 affiche les deux courbes de rythme d'activité moyenne entre les données réelles et les données simulées. L'allure des deux courbes est similaire et celle de l'écart-type également. Cependant notons que l'écart-type moyen s'est légèrement resserré dans le cas des données simulées. Les figures 9 et 10 permettent de comparer l'allure de la courbe moyenne avec des courbes d'activité individuelles. La figure 9 se base sur la

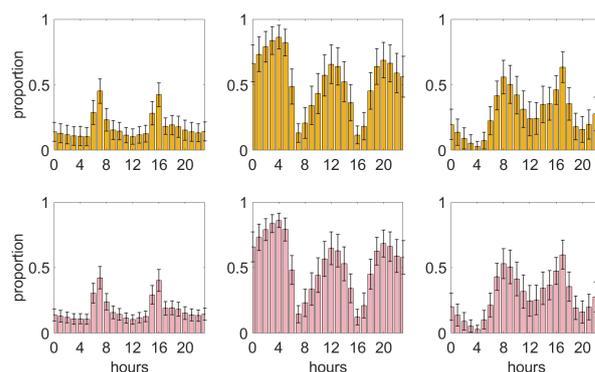


FIGURE 7 – Répartition de la proportion de temps passé dans chaque activité au cours de la journée (orange : données réelles; rose : données simulées), avec les intervalles de confiance à 95%.

vache 6601 et le modèle impliqué dans la figure 10 concerne également la vache 6601.

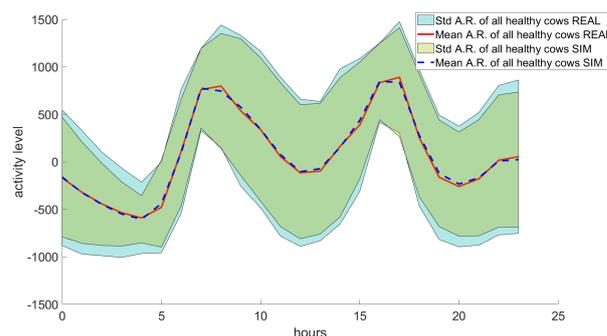


FIGURE 8 – Moyennes des courbes d'activité de toutes les vaches saines avec l'écart-type, données réelles et simulées.

6 Pistes d'amélioration

À l'aide des chaînes de Markov nous sommes capable d'amorcer un premier modèle permettant de simuler des données de vaches laitières dans le but d'étoffer un jeu de données admettant quelques spécificités. Aujourd'hui les résultats montrent que le modèle implémenté est capable de respecter les tendances générales du comportement. Les données simulées admettent une complexité sur le plan individuel, de la même manière que les données réelles.

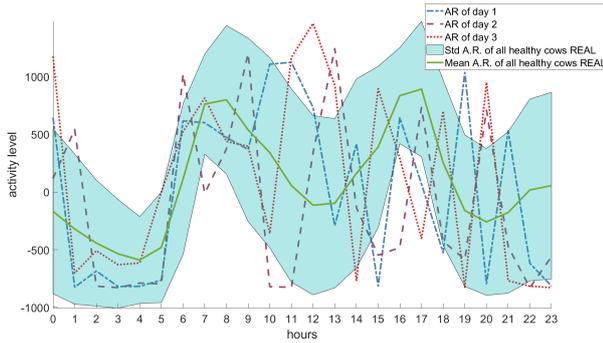


FIGURE 9 – Courbe d'activité moyenne des vaches et trois courbes d'activité individuelle pour la même vache, données réelles.

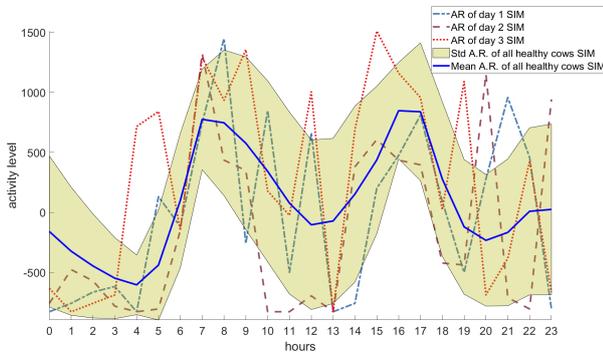


FIGURE 10 – Courbe d'activité moyenne des vaches et trois courbes d'activité individuelle pour la même vache, données simulées.

D'une part nous sommes capables de reproduire la variabilité des données dans notre simulation, d'autre part cela rend difficile d'identifier des critères qui valideraient la simulation. En effet, chaque courbe de résultat est différente à sa façon, et il est difficile d'identifier un schéma précis. Cela peut freiner le modèle dans la mesure où nous pouvons difficilement vérifier la cohérence de nos données par l'analyse de simple courbes.

L'enjeu de fournir des critères permettant de vérifier la cohérence du comportement est primordial pour valider le modèle, de la même manière que des travaux précédents établissent une liste de descripteurs pour vérifier un modèle de détection d'anomalies [10].

Le comportement de vaches saines semblent simulables. Il nous faudra ensuite vérifier que le comportement de vaches dans un état spécifique est simulable. Pour cela nous intégrerons la notion de logique floue dans le modèle, ce qui permettra d'affiner le modèle, et un schéma de configuration permettant de pouvoir simuler des états transitoires de la vache.

Remerciements :

Les auteurs remercient le soutien reçu de l'Agence Nationale de la Recherche du gouvernement français à travers le programme « Investissements d'Avenir » (16-IDEX-0001 CAP 20-25).

Références

- [1] I. Veissier, P. Le Neindre, et G. Trillat, « The Use of Circadian Behaviour to Measure Adaptation of Calves to Changes in their Environment », 1989.
- [2] N. Wagner. Détection des modifications de l'organisation circadienne des activités des animaux en relation avec des états pré-pathologiques, un stress, ou un événement de reproduction. Technologies Émergentes [cs.ET]. Université Clermont Auvergne [2017-2020], 2020.
- [3] L. E. C. Rocha, O. Terenius, I. Veissier, B. Meunier, et P. P. Nielsen, « Persistence of sociality in group dynamics of dairy cattle », *Applied Animal Behaviour Science*, vol. 223, févr. 2020.
- [4] R. Lardy et al., « Understanding anomalies in animal behaviour : data on cow activity in relation to health and welfare », *Animal - Open Space*, vol. 1, no.1, p. 100004, déc. 2022.
- [5] D. Lusseau, « Effects of Tour Boats on the Behavior of Bottlenose Dolphins : Using Markov Chains to Model Anthropogenic Impacts », *Conservation Biology*, vol. 17, no. 6, p. 1785-1793, déc. 2003
- [6] I. Veissier et al., « 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? », *INRA Prod. Anim.*, p. 281-290, avr. 2019.
- [7] I. Veissier, M. M. Mialon, et K. H. Sloth, « Short communication : Early modification of the circadian organization of cow activity in relation to disease or estrus », *Journal of Dairy Science*, vol. 100, no. 5, p. 3969-3974, mai 2017.
- [8] H.-J. Zimmermann, « Fuzzy set theory : Fuzzy set theory », *WIREs Comp Stat*, vol. 2, no.3, p. 317-332, mai 2010.
- [9] A. de Boyer des Roches et al., « Behavioral and patho-physiological response as possible signs of pain in dairy cows during *Escherichia coli* mastitis : A pilot study », *Journal of Dairy Science*, vol. 100, no. 10, p. 8385-8397, oct. 2017.
- [10] R. Lardy, Q. Ruin, et I. Veissier, « Discriminating pathological, reproductive or stress conditions in cows using machine learning on sensor-based activity data », *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 204, p. 107556, janv. 2023.