

Évaluation des outils technologiques de détection hâtive, non invasive et automatisée de la maladie

Juin 2022

Rapport final



Auteurs

Patrick Gagnon, Ph. D.

Alexandra Carrier, candidate au Ph. D.

©Centre de développement du porc du Québec inc.
Dépôt légal 2022
Bibliothèque et Archives nationales du Québec
Bibliothèque et Archives Canada
ISBN 978-2-925175-06-3

Équipe de réalisation

Répondant	Patrick Gagnon, Responsable Analyse et valorisation des données, CDPQ
Direction scientifique	Patrick Gagnon, Responsable Analyse et valorisation des données, CDPQ
Chargée de projets	Alexandra Carrier, Chargée de projets Analyse et valorisation des données, CDPQ
Collaborateurs	Jacquelin Labrecque, Directeur R&D, Conception Ro-main inc. Léonie Morin-Doré, Responsable Station de Deschambault, CDPQ Jean-Gabriel Turgeon, Chargé de projets Bâtiments et régie d'élevage, CDPQ Raphaël Mbombo Mwendela, Chargé de projets Économie et gestion, CDPQ
Rédaction	Patrick Gagnon, Responsable Analyse et valorisation des données Alexandra Carrier, Chargée de projets Analyse et valorisation des données

Remerciements

Ce projet est réalisé grâce à une aide financière du Programme de développement sectoriel, issu de l'Accord Canada-Québec de mise en œuvre du Partenariat canadien pour l'agriculture, PigGen Canada, Conception Ro-Main inc., Les Éleveurs de porcs du Québec et le Centre de développement du porc du Québec inc. Nous remercions Hélène Mayrand, Sophie Mayrand, Louis Moffet et Sylvain Paquin pour leur travail à la Station.



Résumé

La santé est un enjeu prioritaire pour le secteur porcin. Pour limiter les effets néfastes de la maladie sur la production, la détection se doit d'être (i) hâtive, afin de limiter l'usage d'antibiotiques en préventif dans l'aliment et les pertes de performances, (ii) non invasive, afin de minimiser les impacts sur le bien-être animal, et (iii) automatisée, afin de limiter les coûts de production et de pallier le manque de main-d'œuvre. L'élevage de précision, c'est-à-dire l'utilisation de nouveaux outils technologiques en production animale, montre un potentiel réel pour la détection des maladies en respectant ces trois critères.

Dans un contexte d'élevage, l'intérêt pour un système de détection des maladies dépend non seulement de sa capacité de détection, mais aussi de son coût d'acquisition et d'utilisation. Ces technologies, souvent dispendieuses, sont rarement évaluées selon leur niveau de précision optimal (données par salle, par parc ou individuelles) considérant leur coût et leurs performances. Dans un contexte où les technologies prennent de plus en plus de place, il est primordial de mieux informer les producteurs sur la capacité des technologies à détecter les maladies, mais aussi sur leur utilité réelle et leur applicabilité.

L'objectif principal du projet était d'évaluer différentes approches applicables permettant la réduction de l'usage des antibiotiques par la détection hâtive, non invasive et automatisée de la maladie tant en pouponnière qu'en engraissement. Plus spécifiquement, le projet visait à :

1. Réaliser une étude technico-économique à partir des résultats obtenus en ferme et des coûts de technologies liés à la collecte de chacun des caractères d'intérêt à différents niveaux de précision (données par salle, par parc ou individuelles);
2. Émettre des recommandations pour l'application de l'élevage de précision pour la détection de maladies en fermes commerciales.

Le projet s'est déroulé à la station d'évaluation des porcs du CDPQ à Deschambault. Des porcelets sains ont été introduits dans la ferme aux trois semaines et un modèle d'infection naturelle a été appliqué afin d'évaluer leur résistance aux maladies. Il s'agissait d'une opportunité unique pour évaluer différentes approches commerciales pour la détection des maladies, particulièrement les maladies respiratoires.

Au total, ce sont 30 lots, 114 parcs et 1660 animaux qui ont été suivis. Des systèmes d'alimentation et d'abreuvement ont permis de suivre les consommations individuelles et par parc. Un système de vision a permis de calculer des indices d'occupation et d'activité par parc. Les températures extérieures et des salles ont aussi été recueillies. Ces données ont été utilisées pour prédire l'état de santé d'un animal, considéré malade s'il avait reçu un traitement en lien avec un problème respiratoire, ou d'un parc, considéré malade dès le premier décès. Afin de comparer les performances de prédiction des différents systèmes avec une référence humaine, des cotes de santé ont été saisies quotidiennement en pouponnière et ont été utilisées comme variable prédictive. Pour chaque animal ou parc, un jour de référence, soit le jour à prédire, a été défini. Pour les animaux ou parcs malades, il s'agissait du jour où ils ont été considérés malades, en fonction d'un traitement ou d'un décès. Pour les autres animaux ou parcs considérés en santé, le jour de référence était sélectionné aléatoirement.

Pour chaque échelle (animal, parc) et chaque salle (pouponnière, engraissement), des prédictions avec différents scénarios de variables prédictives, délai (*i.e.* nombre de jours entre la prédiction et le jour de référence), fenêtre (*i.e.* nombre de jours inclus dans les variables

prédictives) et algorithmes de classification ont été réalisées. La performance technique a été établie en fonction de la sensibilité, soit la capacité de détecter la maladie lorsqu'elle est présente, et la spécificité, soit la capacité de ne pas détecter de maladie lorsqu'il n'y en a pas. À l'échelle individuelle en pouponnière, les données d'alimentation montrent un certain potentiel avec une sensibilité et une spécificité la veille du jour de référence de 77 et de 74 % respectivement en retenant les résultats du meilleur algorithme. Ces résultats surpassent les cotes de santé, qui prennent un temps considérable à l'observateur. En engraissement, où le challenge est moins important, la spécificité est de 99 % et la sensibilité est de 82 % à partir des données d'alimentation.

À l'échelle du parc, les performances sont moins élevées, avec de trop faibles spécificités en pouponnière et de trop faibles sensibilités en engraissement. De plus, contrairement à l'échelle individuelle, les performances ne s'améliorent pas ou très peu lorsqu'on approche du jour de référence, ce qui suggère que le choix du critère, soit un premier décès dans le parc, n'est pas optimal. Néanmoins, parmi les systèmes testés, ce sont les données d'alimentation qui montrent les meilleures performances par parc. L'intégration des données d'abreuvement et de température donne aussi de bons résultats. Les données provenant du système de vision n'ont pas montré les meilleures performances, mais les variables comportementales définies à partir des images du projet étaient relativement simples. D'autres variables à partir d'autres méthodes d'analyse pourraient être explorées.

Du côté économique, considérant la multitude de cas de figure possibles présentement et le fait que les performances et les coûts sont variables dans le temps, un calculateur a été développé. Un exemple avec les performances des données d'alimentation par parc en pouponnière a été présenté. Cet exemple permet d'illustrer à quel point l'observation des cotes de santé est coûteuse en main-d'œuvre. Par contre, le scénario qui reproduit des méthodes de pratiques actuelles en élevages commerciaux est le meilleur d'un point de vue économique selon les hypothèses testées. Le calculateur a néanmoins permis de montrer des situations où l'utilisation des données d'alimentation par parc devenait avantageuse par rapport à la situation actuelle, soit si le risque d'une crise sanitaire était très élevé ou si le coût pour obtenir la donnée diminuait significativement (0,34 \$/animal selon le scénario simulé) par rapport à ce qu'il est présentement.

Malgré des performances relativement bonnes, la détection à l'échelle individuelle n'est pas envisageable à court ou moyen terme d'un point de vue économique pour une ferme commerciale de porcelets ou de porcs à l'engrais.

Dans ce contexte où une grande diversité de scénarios est possible et où il n'y a toujours aucune technologie spécifiquement conçue pour détecter la maladie qui est appliquée à grande échelle dans les fermes commerciales, la détection passe par une valorisation des données existantes et un accompagnement du personnel en ferme pour la maîtrise des données. Les logiciels de suivi de production peuvent être utiles à cet égard. En somme, la technologie ne remplace pas totalement l'observation humaine; c'est plutôt un outil supplémentaire qui peut faciliter le travail en ferme.

Table des matières

Liste des figures.....	v
Liste des tableaux.....	vi
1 Introduction	1
2 Objectif.....	2
3 Revue des outils technologiques pour la détection hâtive de la maladie	3
4 Essais en ferme	6
4.1 Modèle d'infection naturelle.....	6
4.2 Technologies testées	6
4.3 Données.....	9
5 Méthode d'évaluation de l'élevage de précision	11
5.1 Performance technique	11
5.1.1 Définition des groupes à comparer.....	11
5.1.2 Scénarios.....	12
5.1.3 Métriques	12
5.2 Performance économique	13
5.3 Évaluation qualitative	14
6 Résultats.....	15
6.1 Performances techniques.....	15
6.1.1 Statistiques descriptives.....	15
6.1.2 Détection pouponnière – prédiction individuelle	16
6.1.3 Détection pouponnière – prédiction par parc.....	18
6.1.4 Détection engraissement – prédiction individuelle	19
6.1.5 Détection engraissement – prédiction par parc	20
6.2 Évaluation économique	22

6.2.1	Exemple de la détection d'une crise sévère à l'échelle du parc en pouponnière	23
6.2.2	Détection à l'échelle individuelle	25
6.2.3	Détection à l'échelle du lot	25
6.3	Évaluation qualitative	26
7	Recommandations	27
7.1	Recommandation 1 : Valoriser les données existantes.....	27
7.2	Recommandation 2 : Valoriser le personnel	28
8	Conclusion	29
9	Références.....	30

Liste des figures

Figure 1	Système PigInsight® d'Asserva incluant une station d'abreuvement avec balance (à gauche) et une station d'alimentation (à droite).	7
Figure 2	Parcs en engraissement avec le système d'abreuvement du CDPQ au centre.	8
Figure 3	Image d'un parc en pouponnière recueillie avec le système de Conception Romain inc. Les animaux sont annotés et trois zones ont été définies : repos (bleu), activité (vert) et consommation (orange).	9
Figure 4	Moyenne journalière et coefficient de variation inter-journalier à chaque échelle (animal, parc, lot) pour l'alimentation (gauche) et l'abreuvement (droite).	16
Figure 5	Performance moyenne de la prédiction d'un traitement individuel lié à une maladie respiratoire (pouponnière) à partir des données d'alimentation en fonction du délai avant le jour de référence (algorithme = analyse discriminante linéaire, fenêtre = 3 et 4 jours).	17
Figure 6	Performance moyenne pour la détection d'un décès par parc (pouponnière) pour différentes technologies sélectionnées en fonction du délai avant le jour de référence (algorithme = forêts aléatoires, fenêtre = 3 et 4 jours).	18
Figure 7	Performance moyenne de la prédiction d'un traitement individuel lié à une maladie respiratoire (engraissement) à partir des données d'alimentation, d'abreuvement et de température en fonction du délai avant le jour de référence (algorithme = forêts aléatoires, fenêtre = 3 et 4 jours).	20
Figure 8	Performance moyenne pour la détection d'un décès par parc (engraissement) pour différentes technologies sélectionnées en fonction du délai avant le jour de référence (algorithmes = RL (haut) et SVM (bas), fenêtre = 3 et 4 jours).	21
Figure 9	Comparaison économique des scénarios "Sans détection" et "Données aliment" par parc en pouponnière. Le scénario « Données aliment » (respectivement « Sans détection ») est avantage dans la zone verte (respectivement rouge). La ligne hachurée représente l'estimation du coût de la technologie ou de la sensibilité du scénario "Données aliment" et le point correspond à la valeur du Tableau 6. Les paramètres absents du graphe prennent les valeurs du Tableau 6.	25

Liste des tableaux

Tableau 1	Nombre d'animaux suivis dans les essais. Ceux retenus pour les analyses prédictives sont entre parenthèses.	9
Tableau 2	Variables utilisées pour les analyses descriptives et la prédiction de la performance. Elles sont toutes agrégées à l'échelle journalière.	10
Tableau 3	Définition des cotes de santé.	10
Tableau 4	Définitions et fréquences de chaque catégorie (Malade, Santé) selon l'unité et la salle.	11
Tableau 5	Variables prises en compte par le calculateur économique (exemple à deux scénarios).	22
Tableau 6	Scénarios de détection de la maladie à l'échelle du parc en pouponnière. Les coûts sont en \$/animal.	23
Tableau 7	Coût approximatif des technologies testées. Les \$/porc sont pour la pouponnière en supposant un amortissement de 10 ans.	24

1 Introduction

La santé des animaux est un enjeu prioritaire pour le secteur porcin. Seulement pour le syndrome reproducteur et respiratoire porcin (SRRP), les pertes annuelles estimées sont de l'ordre de 45 à 50 millions de dollars au Québec (Morin et Klopfenstein, 2015) et de 150 millions de dollars au Canada (Mussell *et al.*, 2011). À l'échelle de la ferme, les pertes estimées en cas d'une crise modérée sont de 9 \$/place en pouponnière (post-sevrage) et 26 \$/place en engraissement. En cas de crise majeure, les pertes estimées s'élèvent à 24 et 69 \$/place en pouponnière et en engraissement respectivement (Morin et Klopfenstein, 2015). Les producteurs ont tout intérêt à appliquer des mesures de biosécurité afin de limiter le risque d'introduction de la maladie dans leurs bâtiments et de procéder à des suivis permettant de réagir rapidement si des signes de maladies survenaient.

En plus des contraintes économiques pour les éleveurs, les problèmes de santé nuisent au développement durable de l'industrie sur le plan environnemental et sociétal. En effet, la perte de productivité associée à la maladie augmente l'impact environnemental de chaque animal, ou chaque kg de viande, produit. Du côté sociétal, les consommateurs et les citoyens en général ont des attentes élevées en matière de bien-être animal (BEA) et d'utilisation des antibiotiques.

De façon générale, le suivi de santé d'un troupeau est réalisé par un vétérinaire et dépend des observations faites par le personnel de la ferme. Reconnaître des signes de maladies de manière précoce requiert une certaine expérience avec les animaux. Dans un contexte de pénurie de main-d'œuvre, les ressources qualifiées se font plus rares et avec le nombre d'animaux par employé qui ne cesse d'augmenter, la détection des problèmes peut en souffrir. En outre, même les ressources les plus qualifiées ne peuvent suivre un troupeau en continu 24 heures sur 24, 7 jours sur 7.

Dans ce contexte, la technologie peut s'avérer une solution pour la détection (i) précoce, qui atténue l'impact de la maladie et l'usage d'antibiotiques, (ii) non invasive, qui répond aux préoccupations en matière de BEA, et (iii) automatisée, qui permet de pallier le problème de pénurie de main-d'œuvre. La technologie est déjà présente dans les fermes commerciales, que l'on pense aux contrôles de ventilation ou aux systèmes d'alimentation connectés pour les truies en groupe qui permettent de connaître les quantités consommées de chaque truie. Cependant, chez le porc en croissance, en pouponnière ou en engraissement, le coût par animal d'un système d'alimentation individualisé est trop élevé pour les fermes commerciales, ce type de système est plutôt utilisé par les sélectionneurs et les fermes de recherche.

De nouvelles technologies doivent être considérées. Par exemple, l'analyse d'images et de vidéos a connu une progression fulgurante, propulsée par l'augmentation de la capacité de stockage et d'analyse permettant l'utilisation de méthodes avancées d'intelligence artificielle. Cependant, l'intégration de nouvelles technologies en production porcine se fait en plusieurs étapes. Il y a un pas énorme entre le développement d'une preuve de concept, qui démontre la capacité d'un outil dans un contexte expérimental, et l'application à grande échelle dans des fermes commerciales. Pour les éleveurs et l'ensemble des intervenants non experts en technologie, il peut être difficile d'évaluer le potentiel réel d'un outil technologique. Le présent projet vise à faire l'état des lieux sur les technologies applicables chez le porc en croissance et démontrer leur potentiel afin d'aider les éleveurs à prendre des décisions éclairées.

2 Objectif

L'objectif principal du projet est d'évaluer différentes approches applicables permettant la réduction de l'usage des antibiotiques par la détection hâtive, non invasive et automatisée de la maladie tant en pouponnière qu'en engraissement. Les objectifs spécifiques du projet sont :

1. Réaliser une étude technico-économique à partir des résultats obtenus en ferme et des coûts des technologies liés à la collecte de chacun des caractères d'intérêt à différents niveaux de précision (données par salle, par parc ou individuelles);
2. Émettre des recommandations pour l'application de l'élevage de précision pour la détection de maladies en fermes commerciales.

Les travaux de ce projet s'inscrivent dans un contexte où les technologies évoluent rapidement. L'objectif n'est donc pas d'évaluer si un produit commercial disponible aujourd'hui doit être acheté ou pas, ni d'en faire la promotion. Une tâche importante est de déterminer si une variable comportementale peut être d'intérêt pour la détection hâtive de la maladie, particulièrement le SRRP et autres maladies respiratoires. La capacité de détection et la rentabilité économique dépendent d'un grand nombre de facteurs variables d'une situation à une autre et dans le temps. C'est pourquoi les analyses techniques et économiques laisseront la possibilité d'élaborer différents scénarios.

3 Revue des outils technologiques pour la détection hâtive de la maladie

Pour espérer détecter hâtivement la maladie chez un animal ou un groupe d'animaux, il faut d'abord pouvoir suivre le comportement des porcs. Les outils technologiques permettent de le faire de manière objective.

Les systèmes d'alimentation individualisés sont déjà utilisés dans les fermes de recherche, par les sélectionneurs et aussi dans certaines maternités commerciales. Les quantités distribuées peuvent être mesurées soit par des capteurs de pesage de l'aliment, en calculant la différence de la mesure au début et à la fin d'une visite, soit de manière volumétrique, en multipliant la durée d'activation du mécanisme de distribution par la masse distribuée par unité de temps, cette dernière quantité est estimée par calibration. Pour l'identification des animaux, un transpondeur RFID (pour *radio frequency identification*) est installé à l'oreille de chaque animal et lorsqu'il se présente au système, une antenne lit le transpondeur ce qui permet de faire le lien entre l'animal présent et les quantités consommées au même instant. Il est ainsi possible de connaître les consommations individuelles journalières, mais aussi d'analyser plus finement le comportement à partir des données de chaque visite (Matthews *et al.*, 2016). Des systèmes comparables existent pour les données d'abreuvement, où les consommations sont mesurées par des compteurs d'eau (Gagnon *et al.*, 2018b).

Certaines technologies sont développées ou appliquées spécifiquement pour détecter les problèmes de santé. C'est le cas de la thermographie infrarouge (Bowman *et al.*, 2016; Gagnon *et al.*, 2018a) et des systèmes avec microphones pour détecter la toux (Exadaktylos *et al.*, 2008; Polson *et al.*, 2019; Rousselière, 2019). Pour la thermographie infrarouge, des essais ont été effectués, mais cette technologie n'est toujours pas à ce jour utilisée à grande échelle dans le milieu commercial. Pour la détection de la toux, il existe au moins un produit commercial actuellement distribué.

Sinon, une autre technologie utilisée surtout en recherche est l'accéléromètre, qui permet comme son nom l'indique de mesurer les accélérations des animaux. Il est ainsi possible d'estimer le niveau d'activité des animaux et il serait aussi possible de détecter des interactions entre individus (ex. : agressions). Il existe aussi des transpondeurs utilisant la technologie Bluetooth qui permettent d'avoir la position des animaux et ainsi estimer le taux d'occupation de zones d'intérêt et le niveau d'activité.

Une technologie qui connaît une progression fulgurante est la vision numérique. Pour le développement d'outil, il faut pouvoir stocker des vidéos pour ensuite pouvoir les analyser. Ces vidéos prennent beaucoup d'espace de stockage : pour une seule journée et une seule caméra, la taille d'une vidéo à 25 images par seconde est d'environ 6 Go, soit environ 25 Go pour suivre 4 parcs (données internes CDPQ). En comparaison, un fichier qui contient toutes les données journalières d'alimentation pour ces mêmes 4 parcs a une taille moyenne inférieure à 100 Ko. En d'autres termes, pour suivre le même nombre d'animaux, il faut plus de 250 000 jours (plus de 680 ans) de données d'alimentation pour avoir l'équivalent en taille de fichiers à une seule journée de vidéo. Or, le stockage est beaucoup plus accessible qu'avant. En 6 décennies, le coût du stockage a été divisé par 520 millions. Il est passé de 26 millions d'euros par Go en 1956 (impossible d'atteindre un Go à l'époque) à 100 000 €/Go en 1980 (disque dur 5¼" avec capacité de 5 Mo), 800 €/Go en 1995 (disque dur avec capacité de plus d'un Go), 0,28 €/Go en 2007 (14 €/Go avec les nouveaux disques durs SSD) pour s'établir à 0,05 €/Go en 2015 (0,27 €/Go avec les disques durs SSD) (Gianoli, 2015; Créach *et al.* 2017). La capacité d'analyse a également été nettement améliorée avec les nouveaux processeurs et les nouvelles techniques

d'intelligence artificielle. De plus, de nouveaux logiciels, dont certains sont gratuits, permettent de démocratiser ce type d'analyse.

L'imagerie a été utilisée pour estimer des indicateurs comportementaux spécifiques, par exemple la détection de la présence à la station d'alimentation (Alameer *et al.*, 2020) et la position de l'animal (Peschel *et al.*, 2020). Elle a aussi été utilisée pour mettre en relation le comportement et des indicateurs de santé, par exemple la quantité de mouvement versus la fièvre (Fernández-Carrión *et al.*, 2020) et la proportion de porcelets couchés versus la présence de grippe (Girard, 2020). Il existe des produits commerciaux destinés aux producteurs porcins utilisant l'imagerie et l'intelligence artificielle, soit pour faciliter l'insémination ou pour dénombrer un nombre d'animaux. Des appareils ont également été développés pour estimer le poids des porcs à partir d'images. À notre connaissance, ce type d'appareils n'a pas atteint le stade de la commercialisation à grande échelle.

Certains travaux se sont intéressés à la détection automatisée et règle générale, on constate que la marche est grande entre observer des corrélations entre des variables comportementales et parvenir à un algorithme de détection performant. Il n'est pas simple de déterminer un seuil qui discrimine ce qui est normal de ce qui ne l'est pas. Même si la technologie permet une évaluation précise du comportement, il faut composer avec deux sources de variabilité naturelle qui sont irréductibles : la variabilité inter-animale, soit entre les animaux d'un même groupe à un moment donné, et intra-animal, soit dans le temps pour un seul animal sain.

Thomas *et al.* (2021) ont appliqué des algorithmes d'apprentissage automatique pour prédire l'occurrence de diarrhée chez le porcelet à partir de données d'alimentation et d'abreuvement. Malgré des différences statistiquement significatives entre les animaux en santé et malade pour l'alimentation 24 à 48 heures avant l'apparition des signes cliniques, la capacité de détection était faible. Les auteurs attribuent cette faiblesse à la grande variabilité naturelle, intra- et inter-animale, et à un surapprentissage sur les animaux en santé, les animaux malades ne représentant que 15 % de leur jeu de données.

Maselyne (2015) suggère qu'il est possible d'adapter les seuils de détection en fonction des données historiques de l'animal. Cette approche est cependant difficilement applicable en pouponnière, où l'historique est faible et les premiers jours sont marqués par une période d'adaptation.

Un éleveur sera peu enclin à investir dans une technologie s'il n'a pas la garantie d'un certain niveau de performance qui lui permet un retour sur investissement. Cependant, l'adoption de la technologie peut dépendre d'autres facteurs. Afin de mieux comprendre les préoccupations des éleveurs et stimuler l'implantation des technologies, le projet EU-PLF (pour *European union – precision livestock farming* ou union européenne – élevage de précision) a récolté durant 3 ans des données provenant de nouvelles technologies installées dans 20 fermes de 3 espèces différentes dans 10 pays d'Europe. Pour le porc, 60 lots d'engraissement ont été suivis par un système de caméras et un système de microphones (Norton *et al.*, 2016). Le système de microphones a donné des résultats prometteurs, avec des détections 2 et 12 jours avant l'observateur humain. La précision du système reste à démontrer puisqu'il n'a été testé que sur 4 lots.

Ce projet a aussi répertorié certains défis techniques liés à l'implantation de technologies, comme la durée de vie des piles des capteurs (accéléromètres), l'instabilité du courant électrique, l'accès internet difficile en milieu rural et l'environnement hostile, les équipements devant résister aux animaux, lavage, etc. (Norton *et al.*, 2016).

Du point de vue des éleveurs de porcs ayant participé au projet, on note un souhait que les informations soient intégrées dans un seul outil facile à utiliser (Hartung *et al.*, 2017). Ils ont une certaine réserve sur la rentabilité de l'élevage de précision (ÉDP), notamment par rapport au coût des équipements et de l'entretien, mais paradoxalement, leurs attentes envers l'ÉDP sont élevées. Parmi leurs préoccupations, il y a la crainte d'avoir à travailler avec des technologies trop complexes, la peur de perte de contact avec les animaux et les plus importants facteurs de stress sont la santé de leur troupeau et la capacité à trouver de bons employés. Un commentaire général provenant des éleveurs des trois espèces est le besoin d'aide pour prévenir les maladies respiratoires et conséquemment réduire l'usage des antibiotiques. Par rapport aux attentes sociétales, les éleveurs supportent les mesures améliorant le bien-être animal, mais la durabilité économique doit être assurée. Ils doutent aussi que l'ÉDP permette d'améliorer la perception de la production par l'opinion publique (Hartung *et al.*, 2017).

Un frein important identifié est que malgré le nombre grandissant de technologies d'aide à la décision, les systèmes proposés mènent rarement à des recommandations concrètes et la valeur ajoutée des technologies est ambiguë (Norton *et al.*, 2016; Hartung *et al.*, 2017). Dans ce contexte, trois niveaux de valeur ajoutée ont été définis (Norton *et al.*, 2016) :

- Tangible : La technologie mène à des actions concrètes en ferme, donc la performance est connue et la valeur ajoutée économique peut être estimée;
- Semi-tangible : La technologie ne mène pas encore à des actions concrètes à la ferme, mais on s'attend à des effets économiques positifs;
- Intangible : La technologie ne donne pas de valeur ajoutée économique, mais plutôt un bénéfice social, comme la reconnaissance sociale (cela inclut la diminution de l'usage des antibiotiques) et la satisfaction au travail des employés de ferme.

Il s'agit d'une approche intéressante dans un contexte où la rentabilité économique est souvent difficilement démontrable et où d'autres facteurs impactent l'implémentation de l'ÉDP.

4 Essais en ferme

4.1 Modèle d'infection naturelle

Les essais ont eu lieu de septembre 2019 à mai 2021 à la Station d'évaluation des porcs de Deschambault du CDPQ dans le cadre du modèle d'infection naturelle. En place depuis novembre 2015, ce modèle est en fait un système d'élevage en continu, impliquant l'entrée d'un lot de porcelets à chaque 3 semaines et un contact, parfois nez à nez, avec le lot précédent afin de maintenir en circulation les mêmes pathogènes. Un suivi vétérinaire hebdomadaire assure un challenge sanitaire similaire pour chacun des lots. Le modèle d'infection naturelle a été mis en place avec comme objectif principal le développement d'outils pour l'amélioration génétique de la résilience aux maladies (Cheng *et al.*, 2021), mais a également servi pour l'évaluation d'un système d'aérogéothermie (Turcotte et Turgeon, 2021), l'évaluation de l'impact de la maladie sur la qualité de la viande (Fortier et Gagnon, 2021) et l'échantillonnage du vSRRP dans l'environnement (Coulombe *et al.*, 2021). Il s'agit d'une opportunité unique pour évaluer différentes approches commerciales pour la détection des maladies.

Chaque lot de 60 porcelets sevrés, tous des castrats, est placé dans une quarantaine pendant un peu moins de 3 semaines pour acclimatation. Le challenge commence à l'entrée en pouponnière (J0), où les animaux sont répartis dans 4 parcs (15 animaux/parc). Ils sont alors en contact avec les animaux du lot précédent, répartis dans 4 autres parcs, parfois adjacents, parfois dans un bloc séparé, selon la sévérité du challenge, le but étant de maintenir un challenge sanitaire le plus constant possible. C'est généralement durant les 4 semaines (28 jours) en pouponnière que le challenge est le plus fort. Ensuite (J28), les animaux sont transférés en engraissement jusqu'à leur expédition vers l'abattoir. Durant tout leur parcours, les animaux sont nourris *ad libitum*.

4.2 Technologies testées

Ce projet ne visait pas à tester toutes les technologies en développement. Les technologies permettant l'analyse du comportement alimentaire et d'abreuvement ont été évaluées. Un système d'imagerie a également été déployé.

En pouponnière, le système *PigInsight*® de la société française Asserva a été installé dans 8 parcs pouvant accueillir 15 porcelets chacun. Chaque parc comprend une station d'alimentation, une station d'abreuvement et une balance pour peser les porcelets (Figure 1). Un transpondeur RFID est posé à l'oreille de chaque porcelet et des antennes permettent l'identification de l'animal à chaque visite à l'une ou l'autre des stations. Pour l'alimentation, les quantités consommées sont estimées à partir d'un volume servi (l'appareil doit être calibré). La nourriture est servie uniquement si un transpondeur est détecté et s'il ne reste plus de nourriture au fond de la trémie; la quantité de nourriture restante est évaluée à partir d'une sonde sèche. L'animal a accès à l'eau même s'il n'a pas de transpondeur. Un boîtier connecté synthétise les informations de chaque visite qui sont transmises à l'ordinateur par connexion sans fil. Un fichier plat (flat file) est généré chaque jour pour chaque système (aliment, eau, poids).



Figure 1 *Système PigInsight® d'Asserva incluant une station d'abreuvement avec balance (à gauche) et une station d'alimentation (à droite).*

En engraissement, le système IVOG® du groupe néerlandais Hokofarm recueille les données d'alimentation de la Station depuis plusieurs années. La quantité consommée est mesurée à partir de capteurs de pesage. La nourriture est disponible même si l'animal n'a pas de transpondeur; il peut donc y avoir des consommations non identifiées (fantômes). Comme pour le système en pouponnière, les données de lecture RFID et d'aliment consommé sont synthétisées pour ne produire qu'une seule ligne par visite dans un fichier plat produit quotidiennement.

Les données d'abreuvement en engraissement sont récoltées par un système développé par le CDPQ (Gagnon *et al.*, 2018b; Figure 2). Des modifications ont été faites en début de projet pour améliorer la fiabilité des mesures individuelles. Les données des lectures RFID et de compteurs d'eau sont recueillies par deux systèmes différents et l'agrégation des données brutes pour obtenir une ligne par visite est réalisée *a posteriori* avec le logiciel SAS® version 9.4.



Figure 2 Parcs en engraissement avec le système d'abreuvement du CDPQ au centre.

Le suivi des porcs a été réalisé avec la collaboration de l'équipementier québécois Conception Ro-main inc. Des caméras ont été installées dans chaque parc de la pouponnière et en engraissement. Deux serveurs assuraient la gestion des vidéos et les paramètres d'enregistrement étaient gérés par le logiciel Zoneminder. Tous les parcs de la pouponnière étaient suivis en continu; pour l'engraissement, une seule caméra à la fois était activée. Conception Ro-main inc. ont également développé et appliqué un algorithme d'intelligence artificielle identifiant la position des animaux dans le parc. Ces annotations étaient disponibles à une fréquence de 10 minutes durant la majorité du projet, permettant d'analyser les zones occupées (Figure 3). Pour certains lots, les annotations étaient disponibles aux 10 secondes, ce qui permet d'estimer le niveau d'activité dans le parc.

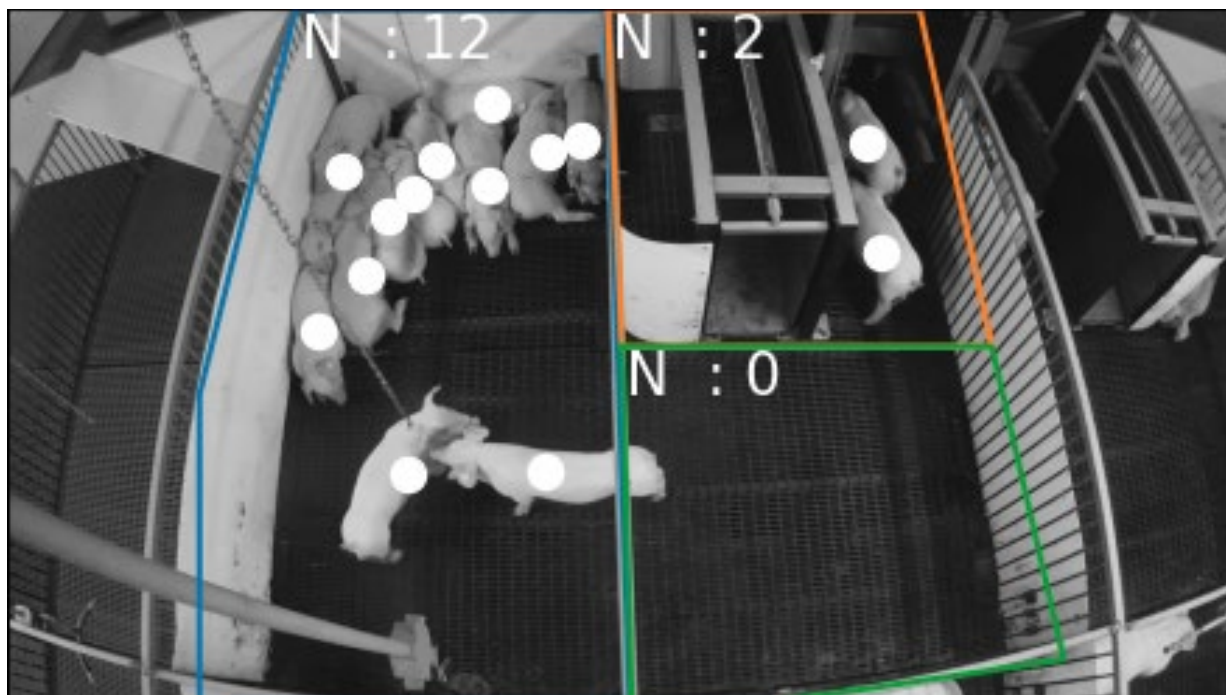


Figure 3 Image d'un parc en pouponnière recueillie avec le système de Conception Ro-main inc. Les animaux sont annotés et trois zones ont été définies : repos (bleu), activité (vert) et consommation (orange).

4.3 Données

Au total, ce sont 30 lots, 114 parcs et 1660 animaux qui ont été suivis (Tableau 1).

Tableau 1 Nombre d'animaux suivis dans les essais. Ceux retenus pour les analyses prédictives sont entre parenthèses.

Unité	Pouponnière	Engraissement
Lot	30	25
Parc	114 (107)	94 (80)
Animal	1660 (1527)	1628 (1396)

Plusieurs mesures ou variables sont prises sur chaque lot ou animal (Tableau 2). Chaque variable peut être vue comme « à prédire », soit une variable qui sert à définir l'état de santé, ou « explicative », soit une variable qui pourra être utilisée pour prédire l'état de santé.

L'état de santé d'un animal ou d'un groupe d'animaux peut être défini à partir du registre des décès et des traitements administrés. Les principales variables explicatives sont les variables journalières produites par les technologies. Pour les systèmes d'alimentation et d'abreuvement, les principales informations sont le nombre de visites, la durée totale des visites et la quantité consommée. Notons que l'abreuvement et le poids individuel en pouponnière ont été exclus des analyses en raison de problèmes persistants de lecture de transpondeurs.

Tableau 2 Variables utilisées pour les analyses descriptives et la prédiction de la performance. Elles sont toutes agrégées à l'échelle journalière.

Type	Système	Variable	Pouponnière			Engraissement		
			Lot	Parc	Ind.	Lot	Parc	Ind.
Explicatives	Aliment	Nb visites						
		Durée	O	X	X	O	X	X
		Quantité						
	Eau	Nb visites						
		Durée	O	X	O	O	X	X
		Quantité						
	Pesée	Poids	O	O	O			
	Vision	Occupation conso.						
		Occupation activité		X			O	
		Occupation repos						
	Vision	Indice d'activité		O			O	
	Ambiance	Tmin/Tmax intérieur	O	X	O		X	X
		Tmin/Tmax extérieur						
	Observation	Cote santé	O	X	X	O	O	O
À prédire	Santé	Traitement	O	O	X	O	O	X
		Décès	O	X	O	O	X	O

X : Utilisée dans les prédictions; **O** : Disponible, mais pas utilisée dans les prédictions.

Pour le système de vision (caméras), deux types d'analyses ont été effectuées. À partir des annotations aux 10 minutes, le taux d'occupation par zone (consommation, activité, repos; Figure 3) a été calculé chaque jour. À partir des annotations aux 10 secondes, un indice d'activité journalier a été calculé à partir des différences de position des annotations entre deux images consécutives. Le système d'annotations était moins performant la nuit, résultat d'une luminosité infrarouge insuffisante et du fait que les porcs sont généralement entassés, rendant difficile la détection individuelle des animaux. Ainsi, les variables journalières calculées à partir des caméras couvraient de 7 à 17 h uniquement. Seuls les taux d'occupation en pouponnière couvraient une assez longue période pour être retenus pour les analyses prédictives.

Les autres variables explicatives sont les températures, intérieures et extérieures, minimales et maximales journalières, qui peuvent aider à expliquer les variables comportementales, et les cotes de santé. Les cotes de santé sont basées sur des observations visuelles faites par les employés. Elles varient de 1 à 5 (Tableau 3) et une cause est inscrite. Plus d'une cote peut être saisie pour un même animal si différents problèmes sont identifiés. Ces cotes ont été attribuées chaque jour en pouponnière et chaque semaine en engraissement. Cette variable représente l'observation de référence qui peut être faite sans avoir recours à la technologie.

Tableau 3 Définition des cotes de santé.

Cote	Définition
5	En parfaite santé
4	Signes cliniques légers sans dépérissement ou dépérissement léger sans autre signe clinique
3	Signes cliniques légers à modérés avec ou sans dépérissement
2	Signes cliniques sévères sans dépérissement
1	Signes cliniques sévères avec dépérissement

5 Méthode d'évaluation de l'élevage de précision

5.1 Performance technique

5.1.1 Définition des groupes à comparer

Chaque animal ou groupe d'animaux a été classé en deux catégories : « malade » ou en « santé » (Tableau 4). Pour les données individuelles, si le premier événement de santé (traitement individuel ou décès) était lié à un problème respiratoire entre les jours 8 et 28, l'animal était classé « malade ». Si le premier événement de santé survenait trop tôt (avant J8) ou n'était pas lié à un problème respiratoire entre les jours 8 et 28, l'animal était exclu. On voit que les problèmes respiratoires étaient beaucoup plus présents en pouponnière qu'en engraissement (Tableau 4).

Tableau 4 Définitions et fréquences de chaque catégorie (Malade, Santé) selon l'unité et la salle.

Unité	Salle	Nb analyses	Malade		Santé		Nb exclus
			Condition	Nb (%)	Condition	Nb (%)	
Individuel	Poup.	1527	1 ^{er} traitement ou décès : - Lié à un problème respiratoire; ET - Entre J8 et J28.	658 (43)	Aucun traitement ou décès avant J35	869 (57)	133
	Engr.	1396	Traitement ou décès : - Lié à un problème respiratoire; ET - À partir du J35; ET - Aucun traitement entre J28 et J34.	236 (17)	Aucun décès ou traitement à partir de J28	1160 (83)	232
Parc	Poup.	107	1 ^{er} décès du parc entre J8 et J28.	68 (64)	Aucun décès jusqu'à J28	39 (36)	7
	Engr.	80	- Au moins un décès à partir de J35; ET - Aucun décès entre J28 et J34.	23 (29)	Aucun décès à partir de J28	57 (71)	14

À l'échelle du parc, comme il y a eu des traitements individuels dans pratiquement tous les parcs, ce sont les décès qui dictaient la catégorie du parc. Le décès ne devait pas nécessairement être causé par des problèmes respiratoires; il y aurait eu trop de parcs manquants autrement.

Pour chaque unité, un jour de référence a été déterminé. Pour la catégorie « malade », ce jour est celui où la condition a été vérifiée (Tableau 4). Pour la catégorie « santé », ce jour a été choisi aléatoirement dans la distribution empirique des jours de référence de la catégorie « malade ».

À l'échelle du lot, le nombre d'unités observées ne permettait pas d'appliquer des algorithmes de détection. Les données par lot ont été utilisées pour caractériser la variabilité selon les différentes échelles.

5.1.2 Scénarios

Le jour de référence est en fait le jour pour lequel on cherche à prédire la catégorie à partir des variables explicatives des jours précédents. Pour chaque unité (individu ou parc), différents scénarios ont été testés en faisant varier les composantes suivantes :

- Variables explicatives : C'est la principale composante d'intérêt. Les variables de chaque technologie sont testées individuellement et ensemble. Les différentes combinaisons de technologies sont aussi testées. Pour pouvoir comparer les technologies à l'observateur humain, les cotes de santé sont testées (en pouponnière seulement).
- Délai : Une autre composante d'intérêt pour la détection hâtive est la performance en fonction du délai avant l'événement de santé. Cinq valeurs seront testées, soit de 1 à 5 jours précédant le jour de référence.
- Fenêtre : Nombre de jours d'observations : trois valeurs sont testées soit 3, 4 et 5 jours.
- Algorithme : La performance peut dépendre de la méthode de calcul utilisée. Quatre algorithmes de classification, basés sur la statistique classique ou l'apprentissage automatique, ont été testés :
 - o Régression logistique (RL);
 - o Analyse discriminante linéaire (ADL);
 - o Forêts aléatoires (FA);
 - o Machines à vecteurs de support (SVM pour *support-vector machine*).

Tous les algorithmes ont besoin d'ajuster des paramètres (ou coefficients) pour établir la relation entre les variables explicatives et la réponse (« Malade » ou « Santé »). Pour éviter ce qu'on appelle du surapprentissage (ou surparamétrisation), il est nécessaire d'ajuster ces paramètres sur un sous-ensemble des données (appelé jeu de données de *calibration* ou d'*entraînement*) différent du sous-ensemble qui sert à évaluer la performance d'un modèle (appelé jeu de données de *validation* ou de *test*). Pour les données individuelles, en pouponnière ou en engraissement, le jeu d'entraînement était composé de 70 % des données sélectionnées aléatoirement, le 30 % restant était le jeu de validation. Cette procédure était répétée 5 à 10 fois pour mesurer l'impact de la sélection aléatoire. Pour les données par parc, comme il y a moins d'unités, l'approche utilisée est inspirée de la méthode *jackknife*. Pour chaque parc à estimer, le jeu de données de calibration était l'ensemble des données provenant des autres lots. Comme ce n'est pas une sélection aléatoire, il n'y a pas plusieurs répétitions.

5.1.3 Métriques

Pour chaque unité prédite, il y a une réponse observée et une réponse prédite, ce qui mène à 4 classes possibles :

- *VP* (vrai positif) : Observation = « Malade » ET Prédiction = « Malade »;
- *VN* (vrai négatif) : Observation = « Santé » ET Prédiction = « Santé »;
- *FP* (faux positif) : Observation = « Santé » ET Prédiction = « Malade »;
- *FN* (faux négatif) : Observation = « Malade » ET Prédiction = « Santé ».

On notera $\#(VP_s)$ le nombre de vrais positifs produit par le scénario s . L'évaluation de la performance sera basée sur trois métriques couramment utilisées :

$$\text{Exactitude} = \frac{(\#(VP_s) + \#(VN_s))}{(\#(VP_s) + \#(VN_s) + \#(FP_s) + \#(FN_s))};$$

- Sensibilité ($Sens_s$) = $\frac{\#(VP_s)}{\#(VP_s) + \#(FN_s)}$;
- Spécificité ($Spec_s$) = $\frac{\#(VN_s)}{\#(VN_s) + \#(FP_s)}$.

L'exactitude est le taux global de bonne prédiction, la sensibilité est le taux de détection de la maladie lorsqu'elle est présente et la spécificité est le taux de non-détection de la maladie lorsqu'elle n'est pas présente (autrement dit, $1 - Spec_s$ = taux de fausse alerte).

5.2 Performance économique

Le coût total attendu d'un scénario (P_s) revient essentiellement au coût d'acquisition et d'entretien de la technologie utilisée (Ct_s) auquel s'ajoutent les coûts associés à chacune des quatre situations possibles :

$$P_s = Ct_s + (\text{Prob}(VP_s) C_{VP}) + (\text{Prob}(VN_s) C_{VN}) + (\text{Prob}(FP_s) C_{FP}) + (\text{Prob}(FN_s) C_{FN})$$

où $\text{Prob}(VP_s) = \frac{\#(VP_s)}{\#(VP_s) + \#(VN_s) + \#(FP_s) + \#(FN_s)}$, soit la probabilité estimée d'être dans une situation de vrai positif, et C_{VP} est le surcoût associé à un vrai positif. Il en va de même pour les autres termes associés à VN, FP et FN.

Cette équation peut être simplifiée puisque le surcoût associé à un vrai négatif est nul ($C_{VN} = 0$). Elle peut aussi être réécrite de sorte que P_s soit fonction de la performance technique. Soit $\text{Prob}(M)$ la probabilité que la maladie soit présente. La probabilité que la maladie ne soit pas présente est donc $1 - \text{Prob}(M)$. Si on pose, basé sur l'historique, $\text{Prob}(M) = \frac{\#(VP_s) + \#(FN_s)}{\#(VP_s) + \#(VN_s) + \#(FP_s) + \#(FN_s)}$, on obtient :

$$P_s = Ct_s + (Sens_s \text{Prob}(M) C_{VP}) + ((1 - Spec_s)(1 - \text{Prob}(M)) C_{FP}) + ((1 - Sens_s)\text{Prob}(M) C_{FN}).$$

Il est à noter que les seuls termes qui dépendent de la technologie (du scénario) sont le coût d'acquisition et d'entretien de la technologie (Ct_s), la sensibilité ($Sens_s$) et la spécificité ($Spec_s$). Il est supposé que l'occurrence ou pas de la maladie ne dépend pas de la technologie. On suppose que la technologie peut détecter la maladie, pas la prévenir. Il est aussi supposé qu'à partir du moment qu'une décision est prise, soit détection ou pas, les coûts C_{VP} , C_{FP} et C_{FN} sont indépendants de la technologie utilisée.

Le coût d'un faux positif (C_{FP}) ou d'une fausse alerte inclut minimalement le temps de la main-d'œuvre associé à cette fausse alerte et peut aussi aller jusqu'à inclure le coût d'un traitement de masse. L'évaluation du coût d'un faux négatif (C_{FN}) ou d'une occurrence de maladie non détectée est complexe et dépend de la gravité de la maladie. Il peut inclure le coût d'un traitement de masse et/ou le coût d'une perte de performance (baisse du GMQ, augmentation de l'indice de conversion alimentaire, augmentation de la mortalité; Pallarés Martinez *et al.*, 2021). Le coût d'un vrai positif (C_{VP}), soit d'une occurrence de maladie détectée, est aussi complexe à évaluer, mais peu importe le scénario, sera toujours inférieur à C_{FN} .

Il est à noter que le coût des équipements (Ct_s) est variable dans le temps. Si certaines composantes risquent de suivre l'inflation, d'autres, comme les caméras ou tout produit de haute technologie, pourraient devenir moins dispendieux. Cette évolution attendue est considérée dans l'analyse économique.

5.3 Évaluation qualitative

Des journaux de bord ont été remplis tout au long du projet et l'utilisation des technologies a été commentée par le personnel de la ferme. Ces observations sont difficilement quantifiables, contrairement aux performances techniques et économiques. Elles sont néanmoins une composante essentielle dans la prise de décision. L'impact de certains avantages ou inconvénients peut varier d'un éleveur à l'autre.

6 Résultats

6.1 Performances techniques

6.1.1 Statistiques descriptives

Avant de procéder à la détection, étant donné que celle-ci se base sur les variations inter-journalières des données comportementales pour un même animal ou groupe d'animaux (parc, lot), une caractérisation de cette variabilité a été réalisée. Les données journalières des systèmes d'alimentation et d'abreuvement ont été analysées (Figure 4).

Les signes du challenge en pouponnière sont très visibles à partir des données d'alimentation : la consommation moyenne diminue pour remonter rapidement ensuite et la variabilité est importante. Une partie de cette variabilité est certainement causée par l'acclimatation, mais il est difficile de distinguer les effets de l'acclimatation et du challenge.

L'effet du challenge en pouponnière est aussi visible sur l'abreuvement moyen, mais de manière moins prononcée. Cela corrobore les résultats de Thomas *et al.* (2019) qui ont observé des différences significatives entre les animaux malades et sains pour l'alimentation, mais pas pour l'abreuvement.

En engraissement, l'alimentation et l'abreuvement semblent progresser normalement. L'anomalie de l'alimentation au jour 120 est causée par une pesée générale et la mise à jeun de certains animaux en prévision de l'expédition vers l'abattoir. La forte variabilité pour l'abreuvement en fin d'engraissement est causée par la chaleur pour certains lots. L'impact est plus grand à l'échelle individuelle, certains animaux réussissent à utiliser une grande quantité d'eau pour se rafraîchir lorsqu'il fait chaud.

En outre, les coefficients de variation sont plus grands à l'échelle individuelle qu'à l'échelle du parc (15 animaux), qui sont à leur tour plus grands que les coefficients de variation à l'échelle du lot (60 animaux). Cela illustre que les variations à l'échelle des animaux d'un même parc ou d'un même lot ne sont pas synchronisées et qu'il y a une variabilité naturelle ou irréductible importante, ce qui complique la détection (Thomas *et al.*, 2019). Une exception notable est pour l'alimentation au jour 120, où se produit une diminution généralisée de la moyenne qui mène à des coefficients de variation comparables entre les trois échelles.

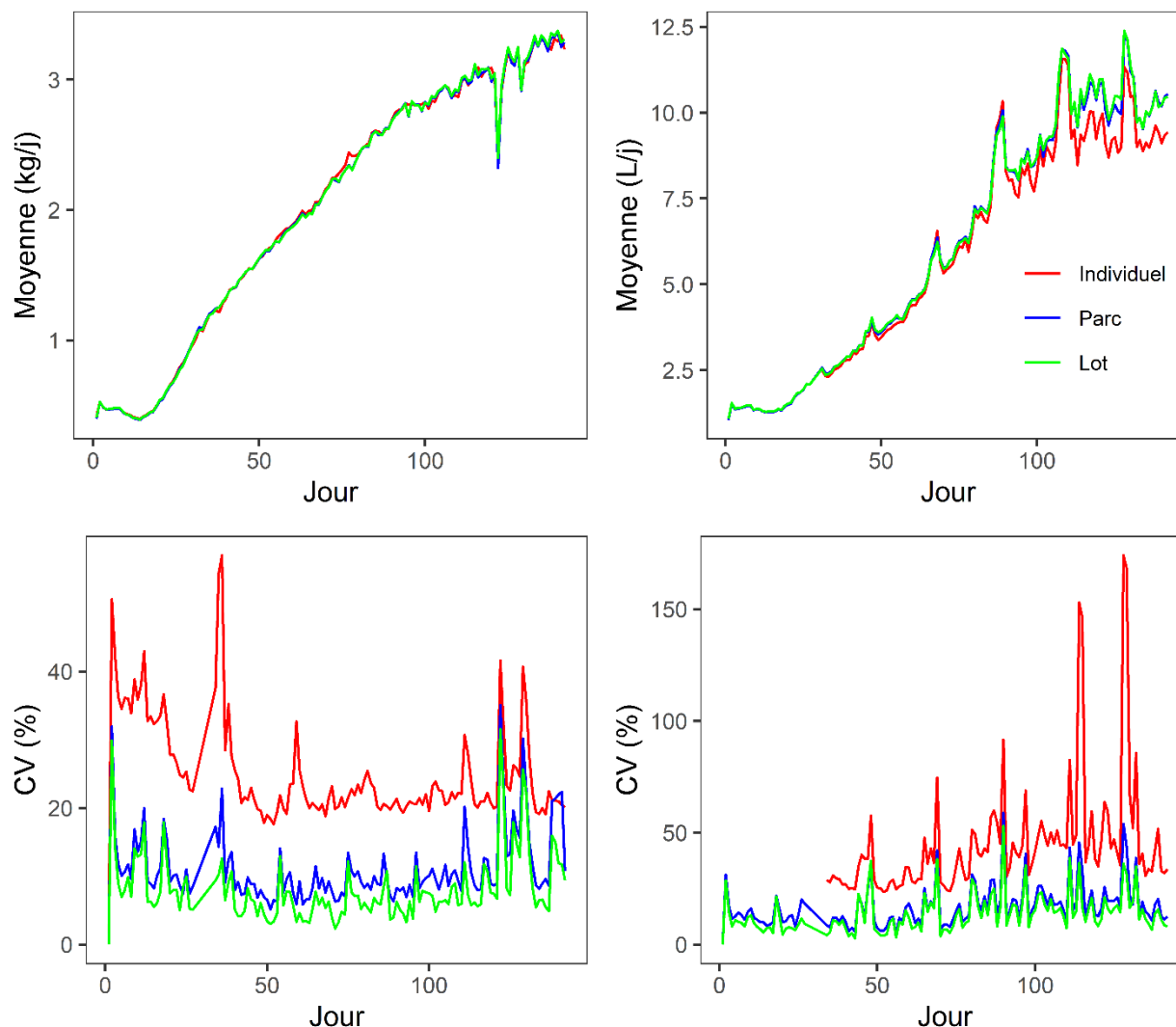


Figure 4 Moyenne journalière et coefficient de variation inter-journalier à chaque échelle (animal, parc, lot) pour l'alimentation (gauche) et l'abreuvement (droite).

6.1.2 Détection pouponnière – prédiction individuelle

Au total, 560 modèles ont été comparés pour la prédiction d'un traitement individuel en pouponnière, soit 2 méthodes de détection (données d'alimentation, cotes de santé) x 14 combinaisons de fenêtres et de délais x 2 algorithmes (ADL et FA) x 10 répétitions pour la validation. L'intérêt principal de cette analyse est d'évaluer la performance de chaque méthode de détection en fonction du délai avant l'événement (Figure 5). Les résultats présentés sont des moyennes des fenêtres de 3 et 4 jours, l'impact de la fenêtre étant négligeable, et des 10 répétitions. Seules les sorties de l'algorithme ADL sont présentées, mais ceux de l'algorithme FA sont très similaires.

Sans surprise, les prédictions s'améliorent plus on se rapproche de l'événement (traitement pour les animaux malades, jour aléatoire pour les animaux en santé). L'exactitude des prédictions avec

les données d'alimentation est supérieure de 5 à 8 % comparativement à l'exactitude des prédictions à partir des cotes de santé (observations humaines). La principale différence se situe au niveau de la sensibilité, qui est toujours inférieure à 60 % pour les cotes de santé.

Les résultats sont intéressants, avec une sensibilité et une spécificité la veille de l'événement de 77 et de 74 % respectivement à partir des données d'alimentation. Cependant, les taux de non-détection (23 %) et de fausse alerte (26 %) sont trop élevés pour une application commerciale. Ramené sur des lots de 500 ou 1000 animaux, cela revient à beaucoup d'individus mal classés. La grande variabilité individuelle est un facteur limitant pour la détection en pouponnière.

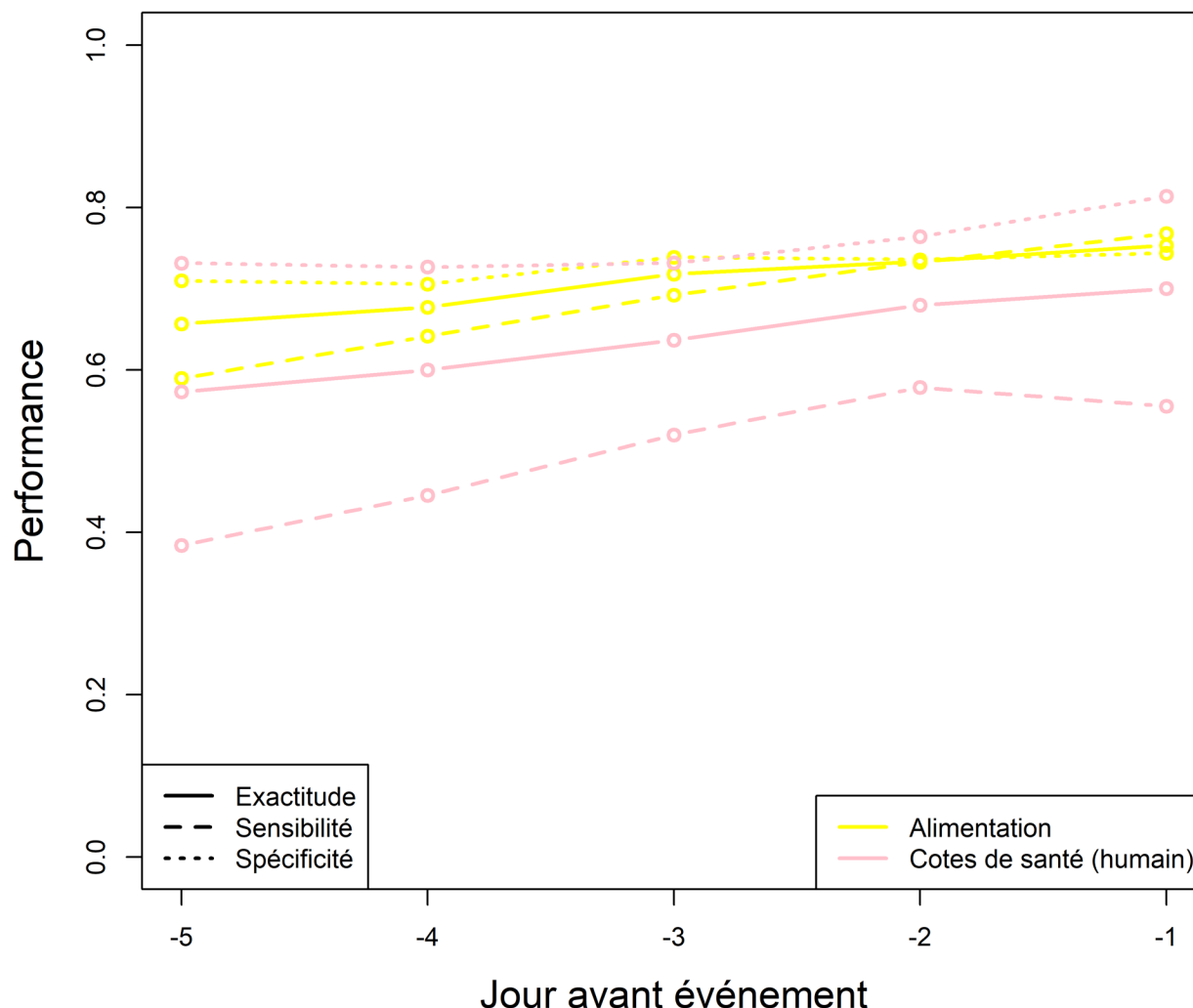


Figure 5 Performance moyenne de la prédiction d'un traitement individuel lié à une maladie respiratoire (pouponnière) à partir des données d'alimentation en fonction du délai avant le jour de référence (algorithme = analyse discriminante linéaire, fenêtre = 3 et 4 jours).

6.1.3 Détection pouponnière – prédiction par parc

Pour la prédiction d'un décès par parc en pouponnière, les données d'alimentation, d'abreuvement, d'occupation via le système de vision, les températures (intérieures et extérieures) et toutes les combinaisons possibles de ces technologies ont été comparées. Le système de vision a aussi permis de calculer un indice d'activité à partir des images aux 10 secondes. Cet indice a été testé et les performances moyennes étaient relativement bonnes, mais variaient trop d'un scénario à l'autre, probablement dû au faible nombre d'observations pour cette technologie. Les résultats suivants n'incluent donc pas l'indice d'activité. La Figure 6 présente la performance obtenue de certaines de ces combinaisons à partir de l'algorithme FA. Les cotes de santé moyennes par parc sont aussi incluses. L'algorithme FA a montré des performances généralement plus élevées que les autres; les algorithmes basés sur des modèles linéaires (RL, ADL) performaient moins bien lorsqu'il y avait plusieurs variables et l'algorithme SVM avait une très faible spécificité.

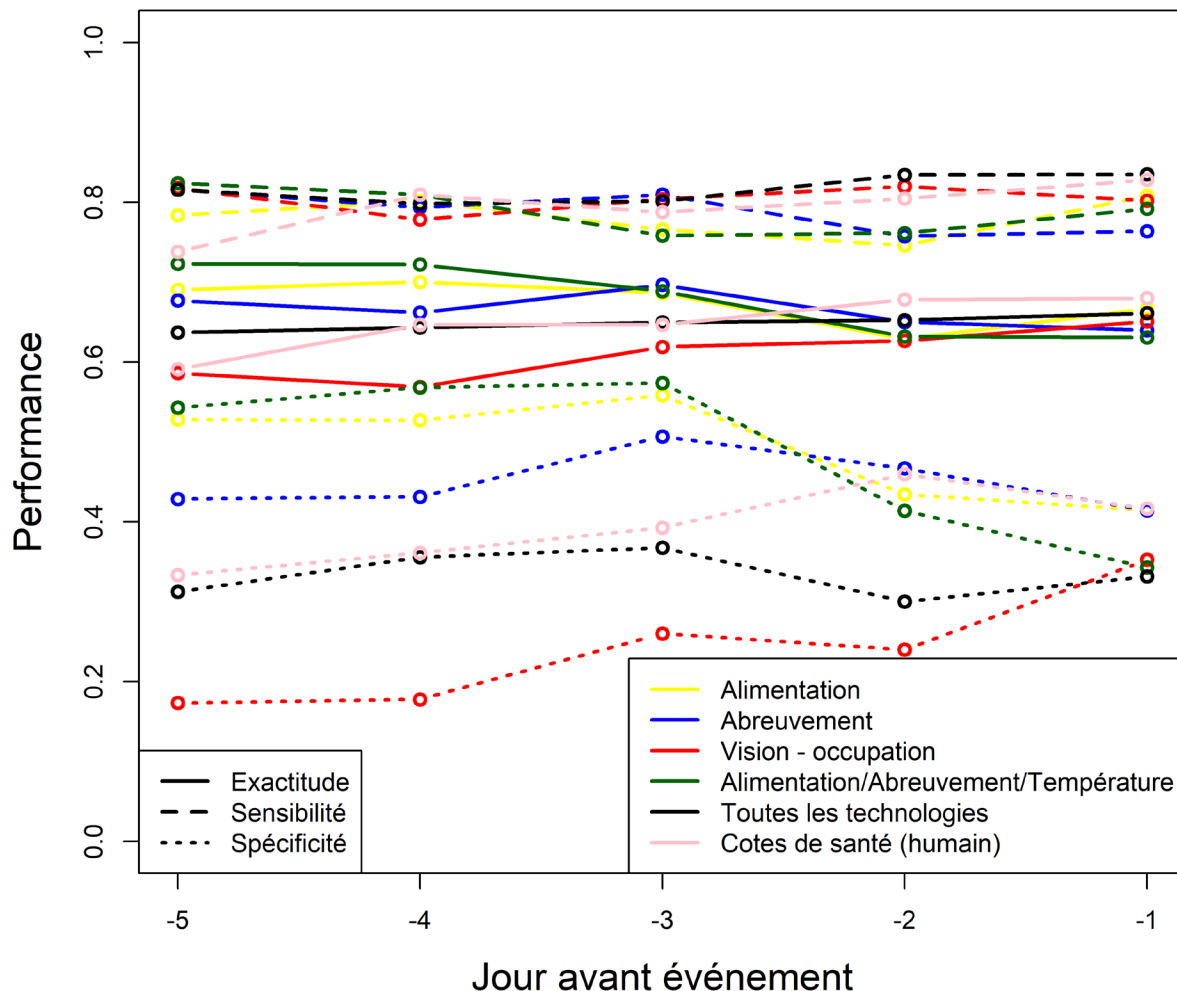


Figure 6 Performance moyenne pour la détection d'un décès par parc (pouponnière) pour différentes technologies sélectionnées en fonction du délai avant le jour de référence (algorithme = forêts aléatoires, fenêtre = 3 et 4 jours).

En évaluant chaque système indépendamment, c'est le système d'alimentation qui montre les meilleures performances. L'ajout des données d'abreuvement et de température améliore légèrement les performances. Étonnamment, les performances pour ces technologies diminuent en se rapprochant du jour de référence, en particulier la spécificité aux jours -2 et -1. Pour les cotes de santé, c'est l'inverse, les performances s'améliorent plus on se rapproche du jour de référence. Les cotes de santé affichent des performances légèrement supérieures à toute technologie ou combinaison de technologies testées aux jours -2 et -1. La spécificité avec les cotes de santé est cependant toujours inférieure à 50 % (Figure 6).

Les faibles performances ne permettent pas d'affirmer qu'il est possible de prédire de manière fiable un décès en pouponnière. Outre la variabilité individuelle en pouponnière, le contexte d'étude et le choix du critère de détection sont problématiques. Dans le contexte du modèle de contamination naturelle, présent à la ferme durant tout le projet, certains animaux sont épargnés, mais tous les parcs subissent à différents degrés les effets de la maladie. Les parcs « en santé » sont en fait des parcs moins affectés. Les prédictions auraient sans doute été meilleures si on avait comparé des parcs affectés par la maladie à des parcs sains, exempts de virus respiratoire.

Un autre élément affectant la fiabilité de la prédiction est le choix du critère, soit un décès dans le parc. Le fait que les performances de certaines technologies diminuent lorsqu'on approche de l'événement suggère que le premier décès arrivait tardivement par rapport au début des premiers signes détectables. Le bon moment de détection se trouve probablement après le premier traitement dans le parc (critère utilisé à l'échelle individuelle), mais généralement avant le premier décès. Un algorithme d'apprentissage non supervisé pourrait être appliqué pour explorer différents seuils potentiels, mais cela va au-delà des objectifs du projet.

6.1.4 Détection engraissement – prédiction individuelle

Pour l'engraissement, seuls les systèmes d'alimentation, d'abreuvement et les données de température font partie des technologies retenues pour la détection. À l'échelle individuelle, la détection se fait sur le premier traitement en engraissement lié à un problème respiratoire.

L'exactitude est généralement très élevée (Figure 7), mais il faut analyser ce résultat avec prudence : il y a un déséquilibre entre le nombre d'animaux en santé (1160, 83 %) et malades (236, 17 %; Tableau 4); cela explique les très fortes spécificités. Les résultats de la sensibilité sont tout de même intéressants avec l'algorithme FA (Figure 7). La sensibilité augmente lorsqu'on s'approche de l'événement pour atteindre 82 % au jour -1 avec les données d'alimentation, accompagnées ou non des données de température.

Il est clair que les données sont moins variables en engraissement qu'en pouponnière, ce qui aide à la détection, notamment parce que le challenge y est moins intense. En revanche, les performances, surtout les sensibilités, ne sont pas aussi bonnes avec les autres algorithmes.

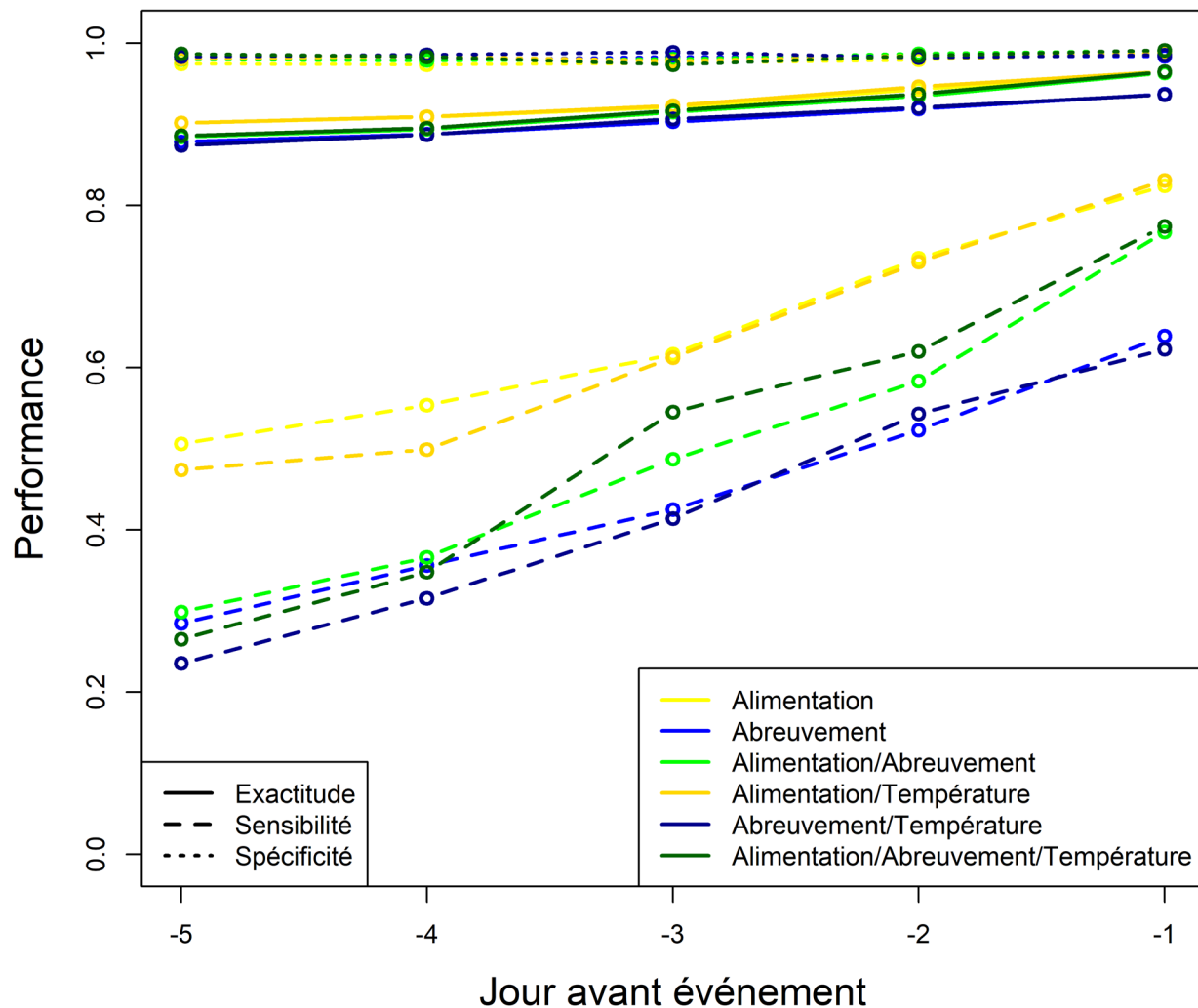


Figure 7 Performance moyenne de la prédiction d'un traitement individuel lié à une maladie respiratoire (engraissement) à partir des données d'alimentation, d'abreuvement et de température en fonction du délai avant le jour de référence (algorithme = forêts aléatoires, fenêtre = 3 et 4 jours).

6.1.5 Détection engraissement – prédiction par parc

La Figure 8 illustre la variabilité des performances en fonction de l'algorithme testé. D'un côté, l'algorithme SVM donne une meilleure exactitude, mais une faible sensibilité due au fait qu'une proportion relativement faible des parcs est considérée malade (29 %; Tableau 4). L'algorithme RL fait un meilleur compromis entre sensibilité et spécificité. En somme, les performances sont supérieures à celles par parc en pouponnière (Figure 6), le challenge et la variabilité individuelle étant plus faibles en engraissement. Cependant, comme en pouponnière, il n'y a pas d'amélioration de la détection par parc en engraissement lorsqu'on s'approche du jour de référence. Le premier décès n'est probablement pas l'indicateur optimal de la santé du parc.

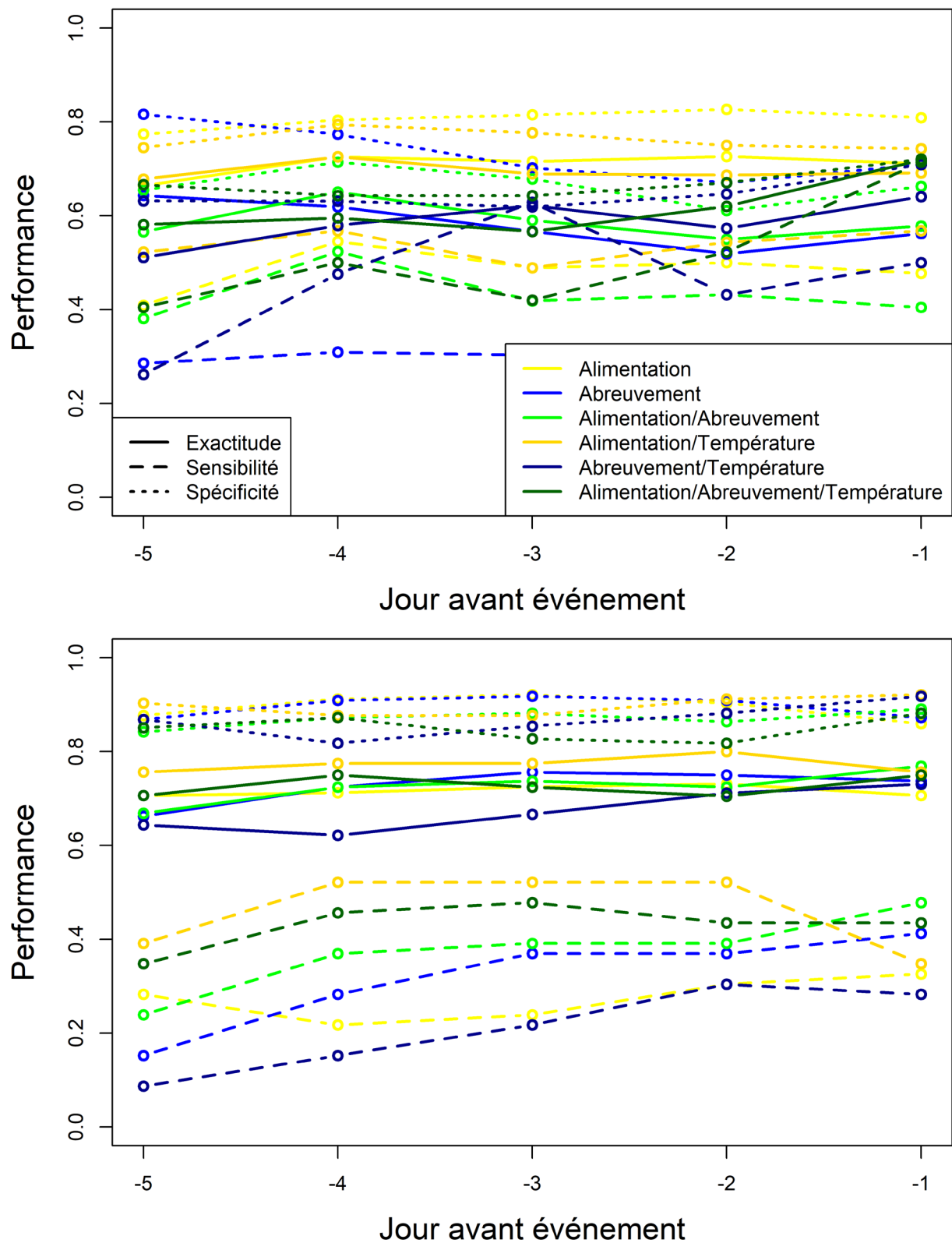


Figure 8 Performance moyenne pour la détection d'un décès par parc (engraissement) pour différentes technologies sélectionnées en fonction du délai avant le jour de référence (algorithmes = RL (haut) et SVM (bas), fenêtre = 3 et 4 jours).

6.2 Évaluation économique

Les résultats montrent que les performances varient en fonction de différents facteurs (ex. : critère de détection, algorithme) et pas seulement en fonction de la technologie utilisée. Par rapport aux technologies testées, aucun système n'a été spécifiquement conçu pour détecter un problème de santé. L'évolution rapide des technologies amène une évolution rapide des coûts et des possibilités (performances). De plus, les coûts associés à la maladie, détectée ou pas, et aux fausses alertes dépendent du type et de l'intensité du problème.

Dans ce contexte où le coût final dépend d'une multitude de cas de figure et est variable dans le temps, un calculateur a été développé. La structure de ce calculateur est simple (Tableau 5); il fonctionne très bien dans un classeur Excel avec les équations de base. La principale réflexion se situe au niveau des valeurs économiques à saisir, qui dépendent du contexte précis d'application. Le calculateur peut être utilisé pour comparer différents scénarios de prise de décision ou pour estimer le coût d'une technologie pour qu'elle soit profitable.

Tableau 5 Variables prises en compte par le calculateur économique (exemple à deux scénarios).

Type	Variable	Scénario 1	Scénario 2	Description
Variables à saisir ¹	Coût équipement	Ct_1	Ct_2	Si le scénario n'inclut pas de technologie, il faut inclure le surcoût de la main-d'œuvre pour la détection.
	Coût vrai positif	C_{vp1}	C_{vp2}	Coût associé à un problème de santé qui a été détecté.
	Coût faux positif	C_{fp1}	C_{fp2}	Coût associé à une fausse alerte.
	Coût faux négatif	C_{fn1}	C_{fn2}	Coût associé à un problème de santé non détecté.
	Prob(M)	P_{m1}	P_{m2}	Probabilité que la maladie soit présente.
	Sensibilité	$Sens_1$	$Sens_2$	Performance technique (réelle ou simulée)
	Spécificité	$Spec_1$	$Spec_2$	Performance technique (réelle ou simulée)
Variables intermédiaires	Coût équipement	Ct_1	Ct_2	
	Espérance C_{vp}	$P_{m1} \times Sens_1 \times C_{vp1}$	$P_{m2} \times Sens_2 \times C_{vp2}$	
	Espérance C_{fp}	$(1 - P_{m1}) \times (1 - Spec_1) \times C_{fp1}$	$(1 - P_{m2}) \times (1 - Spec_2) \times C_{fp2}$	
	Espérance C_{fn}	$P_{m1} \times (1 - Sens_1) \times C_{fn1}$	$P_{m2} \times (1 - Sens_2) \times C_{fn2}$	
Résultat	Coût total attendu	Somme variables intermédiaires		

¹Les coûts saisis doivent avoir la même unité (ex. : \$/animal).

6.2.1 Exemple de la détection d'une crise sévère à l'échelle du parc en pouponnière

Dans ce cas de figure, les hypothèses reposent sur les résultats du projet, la littérature ou l'avis d'experts. Il y a cependant certaines valeurs qui sont arbitraires. Le but ici est de montrer les ordres de grandeur et de suggérer au lecteur ou à la lectrice une procédure qu'il ou elle pourra appliquer.

Trois scénarios sont comparés pour la détection d'une crise sévère par parc en pouponnière (Tableau 6) :

- « Sans détection » : Aucune technologie ni observation de cote de santé; peut être vu comme un scénario standard;
- « Cote de santé » : Observation humaine, comme dans le projet. Chaque animal est observé environ une minute par jour, d'où le coût de 16,33 \$/animal ($1/60 \text{ h} \times 20 \text{ \$/h} \times 49 \text{ jours}$);
- « Données aliment » : Données du système d'alimentation. Le coût de l'équipement est détaillé au Tableau 7.

On suppose une probabilité de 5 % d'avoir une crise sévère de SRRP et qu'une détection au jour -3 permet de limiter la crise à modérée. Les coûts d'une crise modérée et sévère proviennent de Morin et Klopfenstein (2015). Un faux positif (fausse alerte) impliquerait un traitement de masse curatif estimé à 0,75 \$/animal, incluant le temps de la main-d'œuvre. Les sensibilités et spécificités obtenues par parc en pouponnière ont été utilisées.

Tableau 6 Scénarios de détection de la maladie à l'échelle du parc en pouponnière. Les coûts sont en \$/animal.

Variable	Scénario		
	« Sans détection »	« Cote de santé »	« Données aliment »
Coût équipement	0	16,33	2,30
Coût vrai positif	9	9	9
Coût faux positif	0,75	0,75	0,75
Coût faux négatif	24	24	24
Prob(M)	5 %	5 %	5 %
Sensibilité	0 %	79 %	77 %
Spécificité	100 %	39 %	56 %
Coût équipement	0	16,33	2,30
Espérance C_{vp}	0	0,36	0,35
Espérance C_{fp}	0	0,43	0,31
Espérance C_{fn}	1,20	0,25	0,28
Coût total attendu	1,20 \$	17,37 \$	3,24 \$

Tableau 7 Coût approximatif des technologies testées. Les \$/porc sont pour la pouponnière en supposant un amortissement de 10 ans.

Unité	Système(s)	Détail	Coût	
			\$/parc	\$/porc
Parc	Vision	Caméras, informatique, support	1250	1,00
Parc	Aliment seulement	Alimenteur ¹ , sonde sèche	1420	1,25
Parc	Abreuvement seulement	Abreuvoir ¹ , débitmètre	747	0,65
Parc	Commun aliment/abreuvement	Boitier électronique, informatique	1170	1,05
Ind.	Commun aliment/abreuvement	Antenne RFID + transpondeur (unique pour chaque porc)	100	2,40

¹Prix d'achat dans le cadre du projet – prix standard approximatif dans une ferme commerciale.

La principale différence entre ces trois scénarios se situe un niveau du coût d'équipement. Le scénario « Cote de santé » démontre l'effort important en main-d'œuvre nécessaire pour observer les animaux. Ces observations de cotes de santé permettent de limiter les coûts liés à la maladie à un niveau comparable au scénario « Données aliment ». Le scénario « Aucune détection », qui est une représentation de la situation actuelle, est le plus performant; sa faiblesse en cas de crise est compensée par son coût nul en technologie.

Ces résultats servent surtout à illustrer les ordres de grandeur entre un scénario typique d'une ferme commerciale et un scénario avec une utilisation des données potentiellement disponibles par parc. Il est intéressant d'analyser l'impact de la variation des paramètres sur la rentabilité de l'utilisation des données. Trois paramètres ont été ciblés :

- Le coût de la technologie : qui est amené à diminuer avec l'évolution des technologies;
- La sensibilité (capacité de détection) : qui pourrait augmenter avec l'évolution des technologies, bien qu'il n'y ait aucune garantie;
- La probabilité d'une crise sanitaire majeure : qui fluctue selon les saisons et varie d'une région à l'autre.

Selon les hypothèses du cas de figure (Tableau 6), le scénario « Données aliment » au coût actuel de la technologie deviendrait avantageux par rapport au scénario « Sans détection » si la probabilité d'une crise majeure atteignait ou dépassait 20 % (Figure 9; à gauche). Sinon, en laissant la probabilité d'une crise majeure à 5 %, le scénario « Données aliment » deviendrait rentable si le coût de l'acquisition de données était inférieur à 0,34 \$/animal (Figure 9; au centre). Ce coût est nettement plus bas que le coût de l'équipement utilisé (estimé à 2,30 \$/animal). Dans une perspective à moyen ou long terme, les systèmes de vision pourraient voir leur coût diminuer à ce niveau. Par contre, les résultats du projet illustrent qu'il faut un effort considérable de développement pour qu'un système de vision arrive à bien caractériser le comportement des porcs.

La relation entre la probabilité d'une crise sanitaire majeure et la sensibilité nécessaire pour que le scénario « Données aliment » soit rentable est non linéaire (Figure 9; à droite). Avec le coût actuel estimé de la technologie, même une sensibilité de 100 % ne rendrait pas ce scénario plus rentable que le scénario « sans détection » si la probabilité d'une crise sanitaire majeure demeure sous les 16 %. Dépassé ce seuil, la sensibilité nécessaire pour que le scénario « Données aliment » soit rentable diminue rapidement : elle passe de 75 % lorsque la probabilité de crise sanitaire majeure est de 20 % à 50 % lorsque la probabilité de crise sanitaire majeure est de 30 %. Cela suggère que même un outil relativement peu performant au niveau de la sensibilité peut être rentable si le problème à détecter est hautement probable.

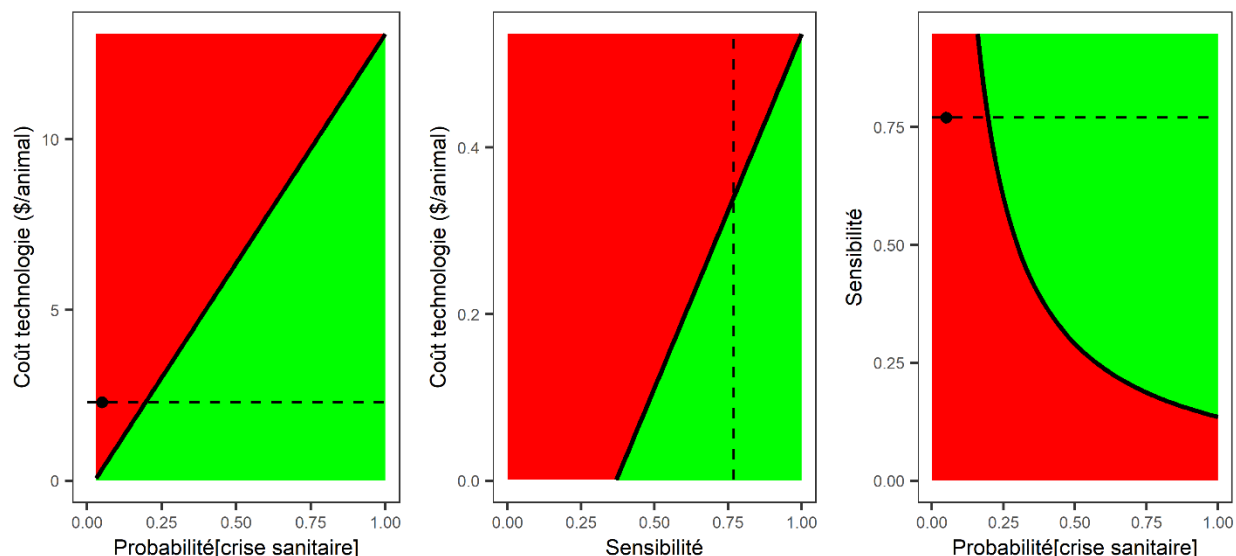


Figure 9 Comparaison économique des scénarios "Sans détection" et "Données aliment" par parc en pouponnière. Le scénario « Données aliment » (respectivement « Sans détection ») est avantageux dans la zone verte (respectivement rouge). La ligne hachurée représente l'estimation du coût de la technologie ou de la sensibilité du scénario "Données aliment" et le point correspond à la valeur du Tableau 6. Les paramètres absents du graphe prennent les valeurs du Tableau 6.

6.2.2 Détection à l'échelle individuelle

Il est à noter que la détection individuelle à partir de données d'alimentation fait pratiquement doubler le coût technologique par rapport à la détection par parc (Tableau 7). Aucun exemple n'est présenté ici puisqu'un tel système produirait autant de décision qu'il y a d'animaux chaque jour. Le processus de prise de décision est plus complexe (ex. : À partir de quelle proportion de détection applique-t-on un traitement de masse?). Avec le coût actuel des transpondeurs, la détection individuelle n'est pas envisageable à court ou moyen terme d'un point de vue économique pour une ferme commerciale de porcelets ou de porcs à l'engrais.

6.2.3 Détection à l'échelle du lot

Dans ce projet, les données agrégées à l'échelle du lot ne donnaient pas assez d'unités (30 en pouponnière, 25 en engraissement) pour appliquer des algorithmes de détection. De plus, la taille des lots du projet (60 animaux) n'est pas comparable à celle des lots commerciaux (plusieurs centaines, voire plus de mille animaux par salle). Néanmoins certaines observations du projet peuvent s'avérer pertinentes pour la détection par lot dans une ferme commerciale.

Les résultats individuels et par parc ont montré qu'il restait encore plusieurs défis avant de pouvoir faire de la détection entièrement automatisée de la maladie. Considérant la variabilité inter-journalière observée dans le projet à toutes les échelles (Figure 4), les défis observés à l'échelle de l'animal et du parc s'appliquent aussi à l'échelle du lot.

Pour calculer une valeur ajoutée économique, il serait hasardeux d'extrapoler les performances techniques observées sur des groupes de 15 et 60 animaux (dans le présent projet) vers des groupes de 500 à 1000 animaux (salle de lots commerciaux). Cependant, un avantage de la mesure à l'échelle du lot est qu'elle peut s'avérer peu coûteuse, une fois ramenée en \$/animal. Le risque financier devient alors pratiquement nul, même si la mesure ne permet pas de détecter

avec grande exactitude la maladie. Un autre avantage de la mesure par lot est qu'elle peut être analysée en temps réel, ou à tout le moins à l'échelle intra-journalière. Sur un petit groupe d'animaux, il est impossible de distinguer une anomalie sur de courts laps de temps.

Le meilleur exemple d'équipement peu coûteux est le compteur d'eau. Avec un coût de l'ordre de 100 à 200 \$, le montant devient négligeable à l'échelle de l'animal. Cet équipement est intéressant s'il est connecté à un logiciel de suivi de production et si les données sont facilement et rapidement accessibles pour le personnel en ferme ou toute personne faisant le suivi du troupeau.

Pour l'alimentation, il est possible d'obtenir des pesées d'aliment par silo en temps réel, mais ces mesures sont soit moins précises (ex. : capteur laser de distance), soit dispendieuses (avec pesons sous les silos, coût de quelques milliers de dollars). Le coût par animal est tout de même nettement inférieur au coût par animal pour des données par parc. Pour que ce soit informatif, il faut cependant avoir un silo par salle et que la distribution d'aliment soit indépendante entre les salles, ce qui n'est pas nécessairement la norme en milieu commercial.

6.3 Évaluation qualitative

Avec presque deux années de collecte de données, le personnel de la Station a pu expérimenter chacun des systèmes et avoir une bonne appréciation des problèmes qui peuvent survenir en ferme.

Un premier élément important est la stabilité du courant électrique. Tous ces systèmes mis ensemble font que la demande électrique est importante et requièrent des systèmes d'alimentation sans interruption (UPS pour *uninterruptible power supply*). Des coupures sont tout de même survenues en cours de projet.

Un deuxième élément important est la connexion entre les équipements et le logiciel qui les gère. La connexion sans-fil amène de la souplesse, mais il faut être conscient qu'il y a plus d'interruptions qu'avec une connexion filaire. Les dommages de ces interruptions sont limités si les équipements ont une autonomie en termes de gestion des données. C'est le cas par exemple du système d'alimentation en engraissement à la Station. Même lorsque la communication est interrompue, les données continuent de s'enregistrer sur une carte et toutes les données sont transférées au logiciel une fois la communication rétablie. L'espace de stockage permet de tenir quelques jours.

Les transpondeurs fonctionnent généralement bien, mais amènent un lot de gestion au niveau de la pose sur l'animal et du remplacement lorsqu'il devient défectueux (pour environ 4 % des animaux durant la durée de l'élevage). De plus, la lecture des transpondeurs peut être très difficile pour certains systèmes, comme aux systèmes d'abreuvement en pouponnière à la Station.

Somme toute, l'expérience en ferme a été très positive pour le personnel. Les caméras demandaient peu d'entretien, à part un nettoyage régulier des lentilles. Le niveau d'entretien pourrait varier selon le type de caméras. En fait, l'élément le plus demandant était l'observation des cotes de santé, qui était chronophage et redondant.

7 Recommandations

Les résultats obtenus dans le cadre du présent projet ne viennent pas clore le débat sur les possibilités de détection automatisée de la maladie, il s'agit plutôt d'une image précise d'un contexte particulier (challenge sanitaire, plus fort en pouponnière qu'en engraissement) à un temps donné. Des constats à portée plus large peuvent néanmoins être dressés.

Les résultats ont montré un certain potentiel de détection à partir des données d'alimentation. L'intégration des données d'alimentation avec les données d'abreuvement et de température a aussi montré un certain potentiel. Les données provenant du système de vision n'ont pas montré une grande capacité de détection, mais les variables comportementales définies à partir des images du projet étaient relativement simples. D'autres variables à partir d'autres méthodes d'analyse pourraient être explorées. Un point intéressant de l'analyse d'images est que les coûts (caméras, matériel informatique) diminuent constamment et les possibilités évoluent aussi rapidement. Cependant, il faut être conscient que chaque nouveau produit d'imagerie demande un effort de développement considérable.

La valeur ajoutée économique d'une technologie dépend de sa performance, ici mesurée en fonction de sa sensibilité et de sa spécificité, et de son coût d'acquisition et d'entretien. Il y a cependant d'autres éléments importants à considérer qui sont indépendants de la technologie, comme la probabilité que la maladie soit présente et le coût de la maladie selon sa gravité (ex. : crise SRRP modérée ou majeure).

Dans ce contexte où une grande diversité de scénarios est possible et où il n'y a toujours aucune technologie spécifiquement conçue pour détecter la maladie qui est appliquée à grande échelle dans les fermes commerciales, les recommandations porteront surtout sur la bonne utilisation des données.

7.1 Recommandation 1 : Valoriser les données existantes

Avant de considérer l'achat d'un nouvel équipement, il serait préférable au préalable de valoriser les données existantes. En effet, certains systèmes déjà utilisés pour la production produisent des données. La valorisation des données est un concept large qui vise à permettre une utilisation optimale des données pour répondre à un besoin. Voici une liste de certaines actions qui peuvent être appliquées dans cette optique :

- Prioriser la saisie électronique (ex. : logiciel de gestion de troupeau, classeur Excel) au lieu de la saisie papier : une donnée saisie électroniquement peut, en principe, être réutilisée ailleurs sans avoir à être retranscrite;
- Éviter la multiple saisie d'une même information : la double saisie double le temps de saisie et double le risque d'erreur sans pour autant doubler la fiabilité et la sécurité de la valeur saisie;
- Centraliser l'information : Il est reconnu que les utilisateurs des données préfèrent qu'elles soient toutes au même endroit (Hartung *et al.*, 2017);
- Utiliser la donnée rapidement : Dans un contexte de détection hâtive, il est important de regarder ses données minimalement chaque jour. Cela peut bien se faire si les données sont centralisées automatiquement;
- Utiliser des outils de visualisation : De plus en plus de logiciels produisent des *tableaux de bord* où l'on trouve l'information synthétisée sous forme de graphiques et de tableaux facilement et rapidement interprétables;

- Être attentif à ce que les équipements disent : Certains équipements produisent des alertes qui peuvent être utiles pour la prise de décision. Si les alertes sont trop ou pas assez fréquentes, voir si certains paramètres peuvent être ajustés;
- Stocker l'information pertinente : Il peut être intéressant d'utiliser les données en mode diagnostique, par exemple pour retourner en arrière et regarder les données d'un lot qui a eu des problèmes. L'utilisateur sera enclin à faire cet exercice uniquement si les données sont facilement accessibles. Attention cependant à la surinterprétation des données : il faut plusieurs lots pour pouvoir tirer des conclusions claires.

Le niveau de valorisation variera d'une entreprise à l'autre; chaque entreprise doit y aller à son rythme selon les outils qu'elle dispose. Plusieurs des actions ci-haut sont réalisables à l'aide des logiciels de suivi de production. Autrement, la centralisation et la visualisation rapide sont très difficiles à réaliser.

Même lorsqu'un équipement génère de la donnée, son accès est souvent un enjeu. Les outils technologiques utilisés en production n'ont généralement pas comme objectif de stocker les données et de les rendre accessibles. En cette ère numérique où toute donnée est valorisée, l'accès à ces données serait bénéfique pour les éleveurs.

7.2 Recommandation 2 : Valoriser le personnel

Les résultats du projet et la littérature suggèrent que les données peuvent être d'une grande utilité pour la détection de maladies, mais pas encore au point de détecter à un niveau d'exactitude assez élevé. Ainsi, le jugement humain sera impliqué encore pour longtemps dans la détection de maladies. Les données sont ainsi un outil supplémentaire pour la prise de décision et pour une utilisation optimale, il est important que les gens qui sont en première ligne maîtrisent et apprécient les outils technologiques. Les actions potentielles à prendre seraient, sans s'y limiter :

- Miser sur l'efficacité : À terme, les outils doivent permettre de sauver du temps aux ressources; ce devrait être un objectif principal. Pour cela, il faut des processus efficaces dans la gestion des données (voir Recommandation 1);
- Accepter le temps d'adaptation : Tout changement de méthode de travail amène une perte d'efficacité dans l'immédiat qui est habituellement récupérée à partir du moment où le personnel s'est approprié les nouveaux outils; c'est normal et nécessaire;
- Maîtriser les systèmes : Les gens qui voient en premier les données et qui sont en contact avec les animaux devraient non seulement maîtriser les systèmes, mais pouvoir prendre des initiatives dans l'interprétation des données, pas seulement être des exécutants. L'expérience des gens en ferme doit être mise à contribution pour une utilisation optimale de la donnée;
- Ne pas négliger les autres effets intangibles : D'autres facteurs difficilement quantifiables peuvent favoriser la mise en place de la technologie, par exemple la rétention ou l'attraction de la main-d'œuvre ou les valeurs de l'entreprise.

8 Conclusion

La santé des animaux, la pénurie de main-d'œuvre et le bien-être animal sont des préoccupations majeures pour les éleveurs porcins. L'arrivée de nouvelles technologies en ferme est une solution potentielle et peut aider à la durabilité du secteur porcin. Dans cette optique, l'objectif principal du projet était d'évaluer différentes approches applicables en pouponnière et en engraissement de détection hâtive, qui atténue l'impact de la maladie et l'usage d'antibiotiques, non invasive, qui répond aux préoccupations en matière de bien-être animal, et automatisée, qui permet de pallier le problème de pénurie de main-d'œuvre. Le projet a été réalisé à la Station de Deschambault du CDPQ, où un challenge sanitaire était appliqué et a permis de focaliser sur les maladies respiratoires (SRRP et autres).

Plus spécifiquement, ce projet avait pour but (i) de réaliser une étude technico-économique à partir des résultats obtenus en ferme et des coûts des technologies liés à la collecte de chacun des caractères d'intérêt à différents niveaux de précision et (ii) d'émettre des recommandations quant à l'application de l'élevage de précision pour la détection de maladies en fermes commerciales.

Les résultats du projet illustrent pourquoi il n'existe toujours pas d'outils technologiques appliqués à grande échelle en milieu commercial pour la détection des maladies. Il existe des relations entre l'état de santé et le comportement, notamment avec la consommation d'aliment et l'abreuvement. Cependant, une implantation réussie en ferme commerciale nécessite une grande sensibilité (capacité de détecter la maladie lorsqu'elle est présente) et une grande spécificité (capacité à produire peu de fausses alertes lorsqu'il n'y a pas de problème), tout en ayant un faible coût et en résistant à l'environnement de la ferme. Un seuil minimal de 85 % pour la sensibilité et la spécificité a été suggéré pour un outil appliqué en milieu commercial (Thomas *et al.*, 2019). Aucun cas de figure présenté n'a atteint ces seuils simultanément pour la sensibilité et la spécificité.

Ainsi, l'analyse économique n'a pas avantageé l'utilisation de la technologie à l'échelle du parc pour la détection de maladies dans un scénario standard. Par contre, la technologie pourrait devenir avantageuse en cas de haut risque de crise sanitaire, si la technologie devenait moins dispendieuse et si le développement futur, notamment des systèmes de vision, permettait d'améliorer la sensibilité. Un calculateur a été développé dans le cadre du projet qui permet d'adapter les projections économiques à différents cas de figure.

À court et moyen termes, la détection de la maladie passera par une bonne utilisation de l'information provenant des données et du personnel en ferme. Deux principales recommandations ont été émises en ce sens, soit la valorisation des données déjà existantes en ferme et la valorisation du personnel dans l'utilisation de ces données. Différentes pratiques ont été suggérées, certaines s'appliquant à toutes les fermes, d'autres à des fermes faisant déjà usage de logiciels de suivi de production. En somme, la technologie ne remplace pas totalement l'observation humaine; c'est plutôt un outil supplémentaire qui peut faciliter le travail en ferme.

9 Références

- Alameer, A., Kyriazakis, I., Dalton, H.A., Miller, A.L. et J. Bacardit. 2020. Automatic recognition of feeding and foraging behaviour in pigs using deep learning. *Biosystems engineering*, 197 : 91-104.
- Bowman, A.S.S, Nolting, J.M.M, Workman, J.D.D., Cooper, M., Fisher, A.E.E., Marsh, B., et T. Forshey. 2016. The inability to screen exhibition swine for influenza A virus using body temperature. *Zoonoses Public Health*, 63(1) : 34-39. DOI : 10.1111/zph.12201
- Cheng, J., Putz., A.M., Harding, J.C.S., Dyck, M. K., Fortin, F., Plastow, G.S., Pig Gen Canada et J.C.M. Dekkers. 2021. Genetic parameters of drinking and feeding traits of wean-to-finish pigs under a polymicrobial natural disease challenge. *Journal of Animal Science and Biotechnology*, 12 : 105. DOI : 10.1186/s40104-021-00622-x
- Coulombe, C., Poulin, M.C. et C. Klopfenstein. 2021. Chercher ce virus qu'on ne voit pas. *Porc Québec*, juin : 32-35.
- Créach, P., Doutard, É. et I. Bouvarel. 2017. Élevage de précision et big data : Un nouveau challenge pour la filière avicole. *Douzièmes Journées de la Recherche Avicole et Palmipèdes à Foie Gras*, Tours, 5 et 6 avril : 59-66.
- Exadaktylos, V., Silva, M., Aerts, J.M., Taylor, C.J., et D. Berckmans. 2008. Real-time recognition of sick pig cough sounds. *Computers and Electronics in Agriculture*, 63(2) : 207-214.
- Fernández-Carrión, E., Barasona, J.Á., Sánchez, Á., Jurado, C., Cadenas-Fernández, E. et J.M. Sánchez-Vizcaíno. 2020. Computer Vision Applied to Detect Lethargy through Animal Motion Monitoring: A Trial on African Swine Fever in Wild Boar. *Animals*, 10(12): 2241. DOI : 10.3390/ani10122241
- Fortier, M.P. et P. Gagnon. 2021. Évaluation de l'impact des maladies en production porcine sur la qualité de la carcasse et de la viande. *Rapport final*. Québec : CDPQ, 17 p.
- Gagnon, P., Caron, A. et F. Fortin. 2018a. Améliorer la santé et le bien-être des porcs par la détection hâtive des maladies à l'aide de la thermographie infrarouge. *Rapport final*. Québec : CDPQ, 21 p.
- Gagnon, P., Fortin, F., Maignel, L., Turgeon, J.G., Caron-Simard, V. et B. Sullivan. 2018b. Analyse de la consommation d'eau individuelle et par case des porcs en croissance. Article et présentation orale. *Journées de la Recherche Porcine*, Paris, France, 6 et 7 février.
- Gianoli, J. 2015. Stockage : En 60 ans le prix de Go a été divisé par 520 millions. [En ligne] <https://www.ginjo.com/actualites/composants/stockage/stockage-en-60-ans-le-prix-de-go-a-ete-divise-par-520-millions-20151113> (consulté le 8 mars 2022)
- Girard, K. 2020. La grippe récurrente sur les porcelets peut être détectée par des caméras. *Réussir Porc*. [En ligne] <https://www.reussir.fr/porc/la-grippe-recurrente-sur-les-porcelets-peut-etre-detectee-par-des-cameras> (consulté le 20 mars 2020)

Hartung, J., Banhazi, T., Vranken, E. et M. Guarino. 2017. European farmers' experiences with precision livestock farming systems. *Animal Frontiers*, 7(1) : 38-44. DOI : 10.2527/af.2017.0107

Maselyne, J. 2015. Automated monitoring of feeding and drinking patterns in growing-finishing pigs: towards a warning system for performance, health and welfare problems in individual pigs. Thèse de doctorat. Université KU Leuven, Louvain, Belgique : 269 p.

Matthews, S.G., Miller, A.L., Clapp, J., Plötz, T. et I. Kyriazakis. 2016. Early detection of health and welfare compromises through automated detection of behavioural changes in pigs. *The Veterinary Journal*, 217 : 43-51. DOI : 10.1016/j.tvjl.2016.09.005

Morin, M. et C. Klopfenstein. 2015. Contrôler le SRRP pour de meilleures performances financières. *Porc Québec*, décembre : 40-43.

Mussell, A., Oginsky, A., Grier, K., Morin, M., Lachance, M.P., Whittington, L., et R. Friendship. 2011. A Risk, Benefit, Strength, Weakness, Opportunity and Threat Analysis for the Control and Possible Eradication of Porcine Reproductive and Respiratory Syndrome (PRRS) Virus Within the Canadian Swine Herd. Guelph: George Morris Centre, 122 p.

Norton, T., Vranken, E., Exadaktylos, V., Berckmans, D., Lehr, H., Vessier, I., Blokhuis, H. et D. Berckmans. 2016. Implementation of Precision Livestock Farming (PLF) technology on EU farms: results from the EU-PLF project. CIGR-AgEng conference, Aarhus, Danemark, 26-29 juin.

Pallarés Martínez, F.J., Gomez Laguna, J., Ruedas Torres, I., Sanchez Carvajal, J.M., Larenas Munoz, F.I., Rodriguez-Gomez, I.M., et L. Carrasco Otera. 2021. Impact économique des processus pneumoniques chez le porc. [En ligne] https://www.3trois3.com/articles/impact-economique-des-processus-pneumoniques-chez-le-porc_14745/#:~:text=Ainsi%2C%20selon%20les%20conditions%2C%20le,2%2C7%20%E2%82%AC%20par%20porc. (consulté le 22 janvier 2021)

Peschel, J., Johnson, A., Linhares, D., Rademacher, C., Ramirez, B. et J. Ross. 2020. Automated pig visual sensemaking addresses human limitations. *National Hog Farmer*. [En ligne] <https://www.nationalhogfarmer.com/animal-health/automated-pig-visual-sensemaking-addresses-human-limitations> (consulté le 4 mars 2020)

Polson, D., Playter, S., Berckmans, D., Cui, Z., et B. Quinn. 2019. Evaluation of an audio-based sensor platform to classify patterns of clinical respiratory episodes in large growing pig populations. *European Conference on Precision Livestock Farming*, Cork, Irlande : 553-558.

Rousselière, Y. 2019. L'Ifip teste un système de détection et de suivi automatique de la toux. *Réussir porc*, 272 : 41.

Thomas, J., Rousselière, Y., Marcon, M., et A. Hémonic. 2021. Early detection of diarrhea in weaned piglets from individual feed, water and weighing data. *Frontiers in Animal Science*, 2 : 11 p. DOI : 10.3389/fanim.2021.688902

Turcotte, S. et J.G. Turgeon. 2021. Évaluation de l'aérogéothermie pour la filtration et le conditionnement de l'air. *Porc Québec*, novembre : 40-43.



Centre de développement
du porc du Québec inc.

Centre de développement du porc du Québec inc.
Place de la Cité, tour Belle Cour
2590, boulevard Laurier, bureau 450
Québec (Québec) G1V 4M6

☎ 418 650-2440 ■ ☎ 418 650-1626

cdpq@cdpq.ca ■ www.cdpq.ca



@cdpqinc

