

# Apiculture – des réseaux de neurones artificiels pour lutter contre le varroa

Alain Bugnon<sup>1</sup>, Roser Viñals<sup>2</sup>, Christian Abbet<sup>2</sup>, Gaspard Chevassus<sup>2</sup>, Maxime Bohnenblust<sup>2</sup>,  
 Mohammad Saeed Rad<sup>2</sup>, Stefan Rieder<sup>4</sup>, Benoît Droz<sup>3</sup>, Jean-Daniel Charrière<sup>3</sup>, Jean-Philippe Thiran<sup>2,1</sup>

<sup>1</sup>Apizoom Sàrl, 1784 Courtepin

<sup>2</sup>Ecole polytechnique fédérale de Lausanne EPFL, 1015 Lausanne.

<sup>3</sup>Agroscope, Centre de recherche apicole, 3003 Berne, Suisse

<sup>4</sup>Identitas AG, 3014 Berne, Suisse

Renseignements: Prof. Jean-Philippe Thiran, e-mail: jean-philippe.thiran@epfl.ch

<https://doi.org/10.34776/afs12-102> Date de publication: 20. Mai 2021



Comptage automatique des varroas des ruches avec l'application Apizoom. (Source: Apizoom SàRL)

## Résumé

Les récents développements dans le domaine du machine-learning et de la détection automatique d'images ont des répercussions dans de nombreux domaines, y compris dans le domaine de l'agriculture. Cet article présente les travaux de recherches effectués par le Centre de recherche apicole d'Agroscope, l'EPFL, Identitas AG et Apizoom Sàrl, afin de développer un outil d'aide au comptage des varroas en apiculture, basé sur ces nouvelles technologies. L'outil – une application mobile – développé dans le cadre de cette collaboration est à disposition des apiculteurs dans une version expérimentale. Il s'agit

d'un premier essai de ce genre en Suisse. Les résultats de ces travaux démontrent qu'un simple smartphone pourrait devenir à court terme un outil utile pour les apiculteurs, ceci même dans des conditions difficiles (objets de petites tailles, appareils différents, prises de vue non homogènes sur le terrain). De plus, la centralisation des données ainsi collectées pourrait être d'une grande aide pour la recherche et la prévention dans le domaine de la santé des abeilles.

**Key words:** beekeeping, Varroa, artificial intelligence, smartphone, Apizoom.

## Introduction

La Suisse compte environ 20 000 apiculteurs. La valeur économique de la production directe (essentiellement production de miel) est estimée entre 40 à 80 millions de francs. La valeur économique indirecte en raison de la pollinisation des cultures fruitières et des grandes cultures est estimée au double de la valeur directe (Charrière *et al.* 2018; Sutter *et al.* 2017).

Au milieu des années 1980, un acarien asiatique a fait son apparition en Suisse et infeste les colonies d'abeilles mellifères (*Apis mellifera*): *Varroa destructor*. L'industrie apicole a dû adapter son matériel et développer des stratégies pour lutter contre ce parasite. La stratégie préconisée par Agroscope et le service sanitaire apicole suisse se base sur l'estimation régulière de l'intensité de l'infestation des colonies d'abeilles. La méthode la plus répandue pour ce faire consiste à contrôler la mortalité naturelle des varroas. Les apiculteurs/trices déterminent le nombre de varroas retrouvés morts durant un laps de temps, par observation des cadavres tombés sur une planche de contrôle placée à cet effet sous la ruche et séparée des abeilles par un grillage. Le comptage des cadavres permet d'estimer le nombre d'acariens dans la ruche (Dietemann *et al.* 2013; Imdorf et Charrière 1997; Imdorf & Charrière 1998). Lorsqu'un certain seuil est atteint, un traitement médicamenteux est nécessaire pour sauver la colonie.

Cette méthode de comptage des varroas est fastidieuse, en raison de la taille minuscule des parasites (moins de 2 mm), de plus mélangés aux déchets de la ruche. Les comptages doivent être répétés plusieurs fois durant la saison et exigent de bonnes capacités visuelles.

L'analyse automatique d'images et la vision par ordinateur sont des domaines de recherche qui existent depuis

plusieurs décennies. Les varroas étant de petite taille, ces technologies sont pour le moment difficiles à utiliser dans l'apiculture. Elles nécessitent l'usage d'un appareil photo de haute qualité, contrainte difficile à imposer sur le rucher et posant des difficultés pratiques pour attribuer automatiquement les résultats de comptages à la ruche concernée. Cependant, la qualité des capteurs photos sur les smartphones de dernière génération permet d'envisager prochainement l'utilisation de ces nouvelles technologies avec ces appareils.

Les comptages humains pourraient ainsi disparaître en faveur d'une technologie plus rapide et plus précise, permettant accessoirement de constituer des bases de données précieuses pour la recherche apicole et la mise en place d'un système de surveillance et d'alerte.

Cette publication présente le développement d'une première application dédiée à cet effet, fruit de cinq années de travaux.

## Matériel et méthode

Les méthodes utilisées habituellement dans le domaine de l'analyse automatique d'image permettent de construire un système de décision automatique sur la base de grandes quantités de données d'entraînement. Dans le cadre de la vision par ordinateur, les méthodes modernes les plus courantes sont appelées réseaux de neurones convolutifs (*Convolutional Neural Networks – CNN*).

Grâce à des techniques d'optimisation, ces réseaux apprennent à extraire des images les caractéristiques discriminantes pour la reconnaissance des objets et à les classer correctement (fig. 1).

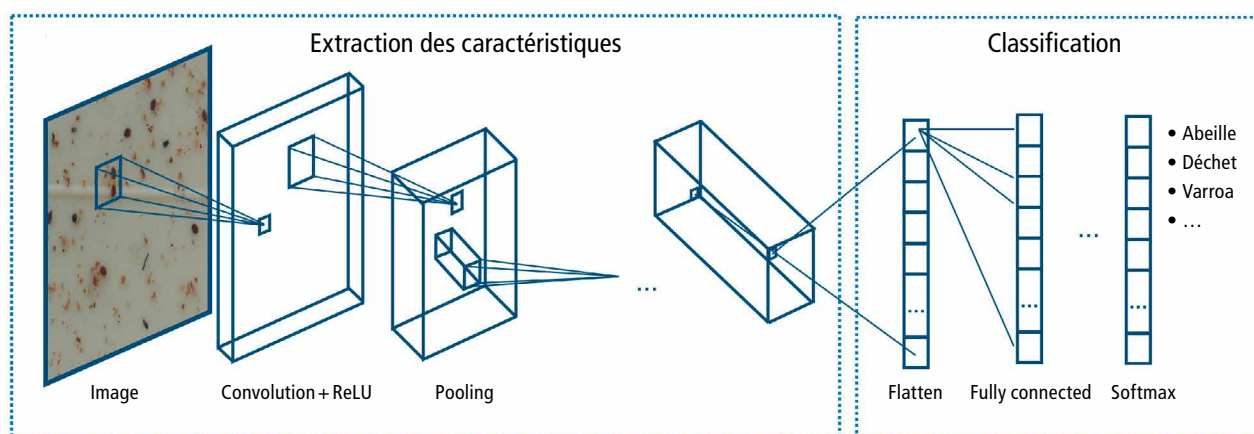


Figure 1 | Illustration processus CNN. (Source: EPFL)

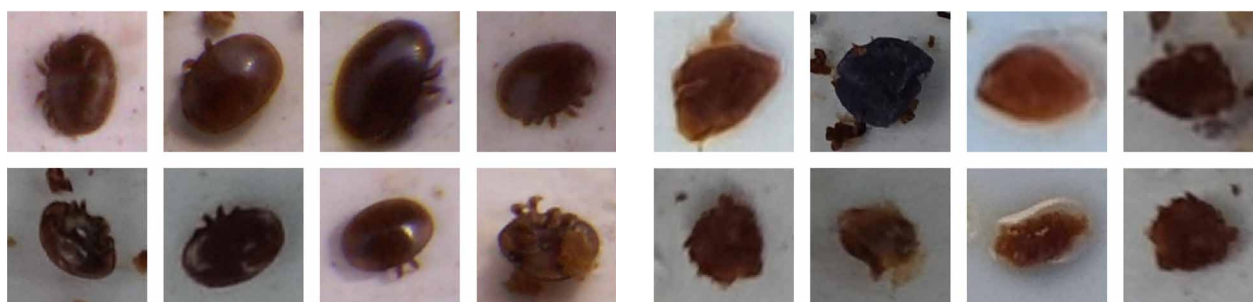


Figure 2 | À gauche: quelques exemples positifs (varroas). À droite: quelques exemples négatifs (déchets). (Source: Apizoom Sàrl)

Deux avantages importants sont inhérents aux réseaux convolutifs:

- le réseau peut apprendre par étape à reconnaître les éléments caractéristiques d'une image. Pour détecter un visage par exemple, il apprendra à reconnaître d'abord des paupières, des pupilles, pour arriver à identifier des yeux et le reste du visage;
- une fois un élément appris à un endroit de l'image, le réseau sera capable de le reconnaître n'importe où ailleurs dans l'image.

Ces techniques reposent sur la présentation, durant la phase d'apprentissage ou d'entraînement, d'un très grand nombre d'exemples d'objets à reconnaître. D'où le terme souvent utilisé de «big data». Un exemple frappant d'application de ces techniques de CNN est le pilotage automatique de certaines voitures autonomes récentes.

Pour appliquer ces concepts au comptage automatique des varroas sur les planches de contrôle, nous avons tout d'abord collecté un ensemble d'images d'apprentissage, fait d'un grand nombre d'exemple de varroas (*exemples positifs*) et de «non-varroas» (*exemples négatifs*). Puis nous avons défini l'architecture de notre réseau et procédé à son entraînement.

### Base de données d'entraînement

Plusieurs centaines d'images de planches de contrôles couvertes de déchets de ruches et de varroas ont été collectées. Un logiciel d'annotation a été développé,

permettant à un opérateur humain d'inspecter l'image de la planche, d'identifier visuellement les varroas, et de marquer leur position sur l'image (aussi appelé *labeling*). Le logiciel crée ensuite, pour chaque varroa indiqué, une imagerie ne contenant que le varroa en question. Ces imageries constitueront les *exemples positifs* pour l'entraînement du réseau de neurones. Le logiciel crée aussi, aléatoirement, des imageries d'autres endroits de l'image, contenant des déchets de ruches sans varroa. Ce seront les *exemples négatifs* pour l'entraînement du réseau de neurones.

Au final, grâce à ce travail manuel laborieux mais indispensable, nous disposons d'un ensemble initial d'environ 50 000 imageries de varroas positifs, permettant de constituer notre ensemble d'apprentissage. Ces images permettent de développer un modèle de détection. Dans le cas particulier de la détection des varroas, la difficulté consiste non seulement à détecter le varroa, mais surtout à le distinguer des déchets qui peuvent lui ressembler. La figure 2 illustre le défi.

À noter que cet ensemble d'entraînement continue à croître, au fur et à mesure que des images annotées y sont ajoutées, menant à des modèles de reconnaissance automatique de plus en plus précis.

Dans cette étude, la résolution optimale des images a été investiguée en détail pour obtenir une détection fiable. Trois réseaux de neurones ont été entraînés sur trois bases de données contenant des images de résolutions différentes. Afin de déterminer la résolution d'une imagerie de varroa, une pièce ronde est utilisée,

Tableau 1 | Bases de données utilisées pour l'entraînement des réseaux.

Résolution de la base de données	Diamètre des varroas (d) en pixels	Dimension normalisée (en pixels)	Images utilisées		Nombre de varroas	
			Entraînement	Test	Entraînement	Test
Basse	$d < 24$	18	425	31	65 783	1712
Moyenne	$24 \leq d < 32$	24	220	11	21 024	364
Haute	$32 \leq d$	32	119	22	15 815	1354

par exemple une pièce de monnaie, placée dans l'image comme référence. Le diamètre de la pièce étant connu préalablement, il est possible de déterminer la résolution moyenne en pixels des varroas présents sur l'image. Afin d'homogénéiser les images au sein d'un set donné, celles-ci sont remises à l'échelle pour que tous les varroas aient approximativement la même taille. Le tableau 1 contient les diamètres en pixels des varroas correspondant aux trois sets, la valeur des diamètres après redimensionnement et le nombre d'images utilisées pour l'entraînement et le test du réseau.

Actuellement, une photo considérée comme haute résolution ne peut provenir que d'un appareil photo professionnel ou des smartphones haut de gamme de dernière génération.

Une meilleure résolution permet de capter plus de détails. Du point de vue visuel, les différences peuvent être marquées (fig. 3).

La détermination du nombre de pixels que couvre un varroa permet également d'optimiser la recherche sur l'image: elle permet d'écartier plus facilement les candidats qui auraient l'apparence d'un varroa sans en avoir la taille et de restreindre la recherche aux objets de dimension adéquate.

### Le réseau de neurones artificiel

Le modèle de réseaux de neurones utilisé est construit sur la base de l'architecture d'un réseau de proposition (Redmon *et al.* 2016). Tout d'abord, le réseau divise l'image en une grille et pour chaque élément il prédit les coordonnées de délimitation autour d'objets potentiels dont les centres se trouvent dans cette même région. Les dimensions de ces propositions s'adaptent à l'objet détecté et ne sont pas limitées à celles de la région.

Pour chaque proposition, le réseau attribue une valeur de confiance entre 0 et 1 qui représente la probabilité de contenir un candidat. C'est-à-dire des objets jugés par le modèle comme pouvant représenter de potentiels var-

roas ou bien des débris quelconques. Plus la confiance est proche de 1, plus le modèle estime probable que cette région contienne un varroa. Le déploiement est réalisé à l'aide de la librairie logicielle de référence Pytorch, faisant appel à du calcul rapide sur matériel spécialisé (GPU – carte graphique). L'entraînement complet d'un modèle dure environ 12h.

### L'application

Le réseau de neurones spécialisé dans la reconnaissance de varroas a été intégré dans une application complète de détection des varroas, tournant sur smartphone, afin de le mettre à disposition des apiculteurs sur le terrain. L'application permet à l'apiculteur d'inventorier dans une base de données toutes les ruches de son (ses) rucher(s) et de suivre l'évolution du nombre de varroas comptés au cours du temps.

Pour effectuer un comptage automatique, l'apiculteur sélectionne dans l'application la ruche concernée. L'application active l'appareil photo du smartphone et l'utilisateur est invité à prendre une photo de la planche de contrôle de la ruche. L'image est ensuite transmise, par Wifi ou par réseau 4G, à un serveur de calcul. Là, le réseau de neurones spécialisé effectue la reconnaissance des varroas et renvoie, en quelques secondes, le nombre de varroas détectés. L'application affiche le résultat du comptage et l'enregistre dans sa base de données. Une image montrant l'emplacement des varroas sur l'image originale est aussi disponible pour un contrôle visuel. Pour que ces résultats puissent être retournés sous forme de nombre moyen de varroas détectés durant un laps de temps donné, l'utilisateur doit avoir saisi au préalable la date de pose des planches. La moyenne journalière est en effet l'information utile pour la prise de décision.

## Résultats et discussion

Chaque réseau a été testé séparément sur sa base de données. La performance de l'algorithme est mesurée par deux indicateurs: la précision et le rappel.

La précision représente le rapport entre le nombre de détections correctes et le nombre de varroas à détecter. Maximiser la précision nécessite de retenir un maximum d'images, avec le risque d'introduire de nombreuses fausses prédictions.

La sensibilité (aussi appelée *rappel*, ou *recall* en anglais) représente le rapport entre le nombre de varroas correctement détectés et le nombre de prédictions totales. Maximiser la sensibilité revient à exclure un maximum de faux négatifs, avec le risque de renoncer à de nombreuses prédictions correctes.



Figure 3 | Imagerie des varroas enregistrées en (a) haute résolution, (b) basse résolution. (Source: Apizoom Sàrl)



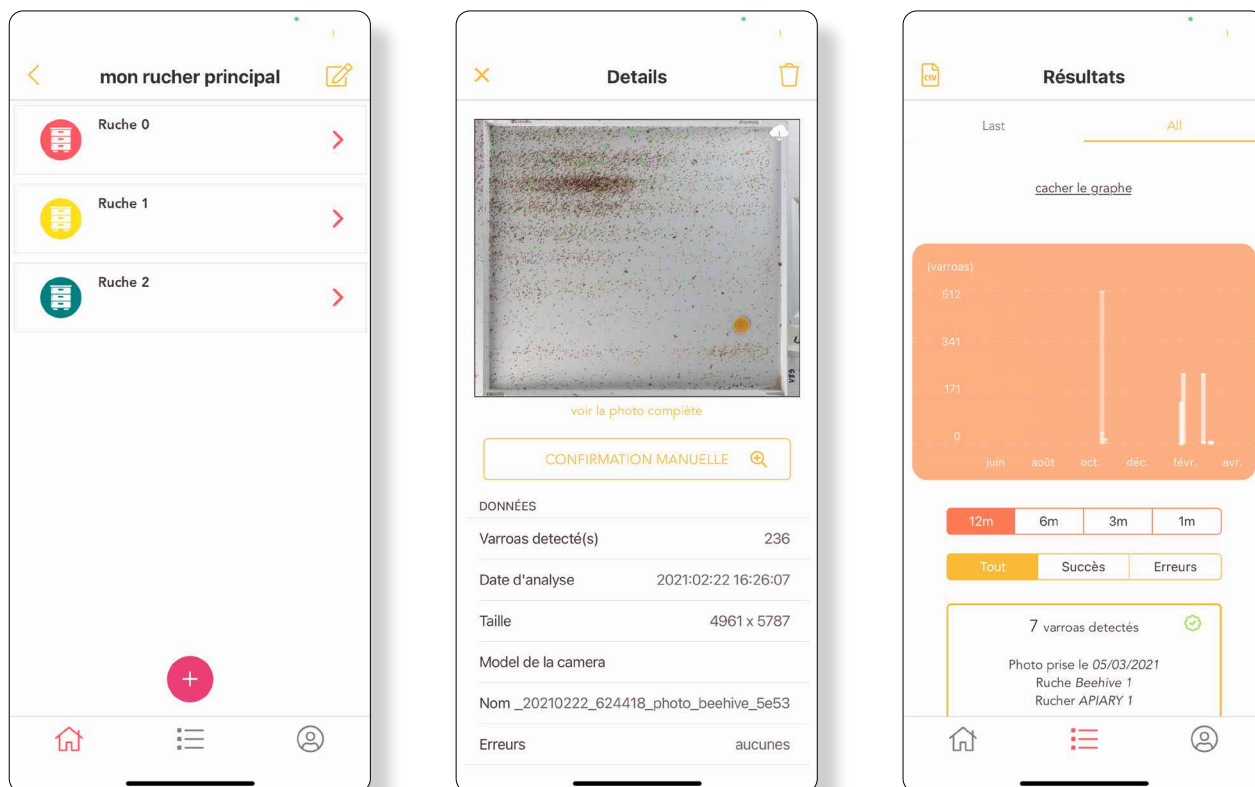


Figure 4 | Quelques captures d'écran de l'application Apizoom sur smartphone: (a) la gestion du rucher, (b) le résultat d'un comptage, (c) les statistiques de suivi temporel du nombre de varroas détectés sur une ruche. (Source: Apizoom Sàrl)

Le modèle optimal est celui qui trouve le meilleur équilibre entre ces deux mesures de pertinence. Cet équilibre peut se déterminer sur un jeu d'images comprenant le marquage de tous les varroas par un expert humain, et par l'introduction de deux mesures complémentaires. La première mesure permet d'évaluer si un varroa est correctement détecté par le modèle. Tel est le cas si un chevauchement existe entre la zone annotée par l'expert humain et la zone détectée par l'algorithme. L'indicateur utilisé est l'*Intersection over Union* (IoU), définie comme étant le rapport de (i) la surface de chevauchement entre la prédiction et l'annotation, et (ii) l'union des deux régions:

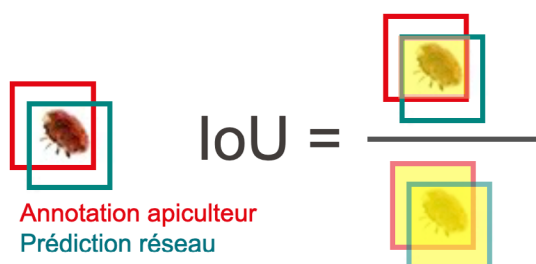


Figure 5 | Définition de *Intersection over Union*. (Source: EPFL)

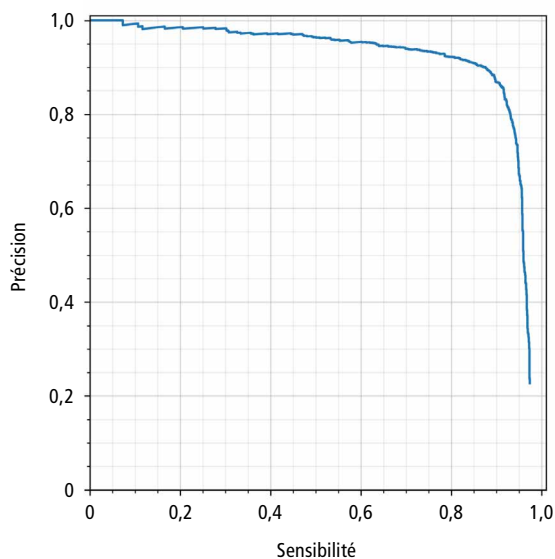
Lorsqu'un chevauchement existe et que l'IoU est supérieur à 0,5, on considère que le modèle a détecté le varroa désigné par l'expert humain.

La deuxième mesure est la confiance (une valeur entre 0 et 1) que le réseau attribue à chaque détection. Elle représente un indice de fiabilité de prédiction selon les critères propres au modèle. Comme le modèle est de type binaire (varroa ou non-varroa), la prédiction se base sur cet indice de confiance. Les imageries au-dessus d'un certain seuil obtiennent le label «varroa», alors que les autres imageries obtiennent le label «non varroa». Tous les seuils sont testés, le seuil optimal étant celui qui atteint l'équilibre optimal entre la précision et le rappel. L'effet du changement de seuil sur la précision et la sensibilité est illustré à la figure 6. Le meilleur compromis maximise la mesure appelée F1-score, définie comme:

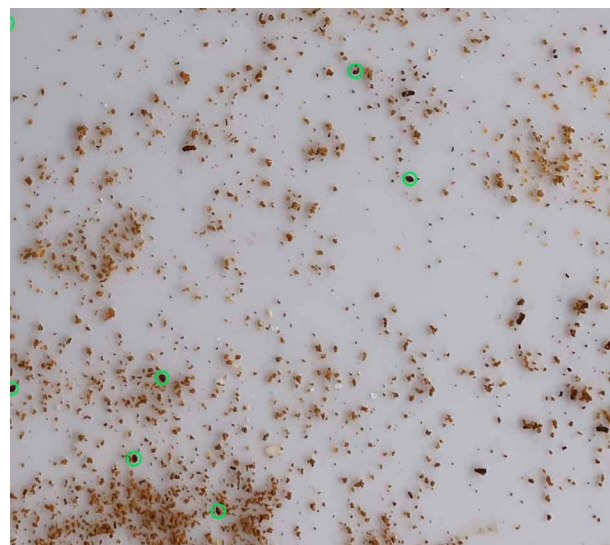
$$F_1 = 2 \times \frac{\text{précision} \times \text{rappel}}{\text{précision} + \text{rappel}}$$

Le point optimal se trouve habituellement sur la zone de courbure la plus prononcée.

Le tableau 2 montre les résultats obtenus pour les trois résolutions d'images considérées. On peut observer que



**Figure 6 | Compromis entre la précision et la sensibilité.**  
(Source: résultat Apizoom pour l'entraînement du modèle «haute résolution», février 2021)



**Figure 7 | Varroas détectés avec une image de haute résolution.**  
(Source: Apizoom Sàrl)

les résultats s'améliorent avec la résolution de l'image, atteignant, pour les images de haute résolution, une précision et sensibilité moyenne de 0,884 et 0,894, respectivement.

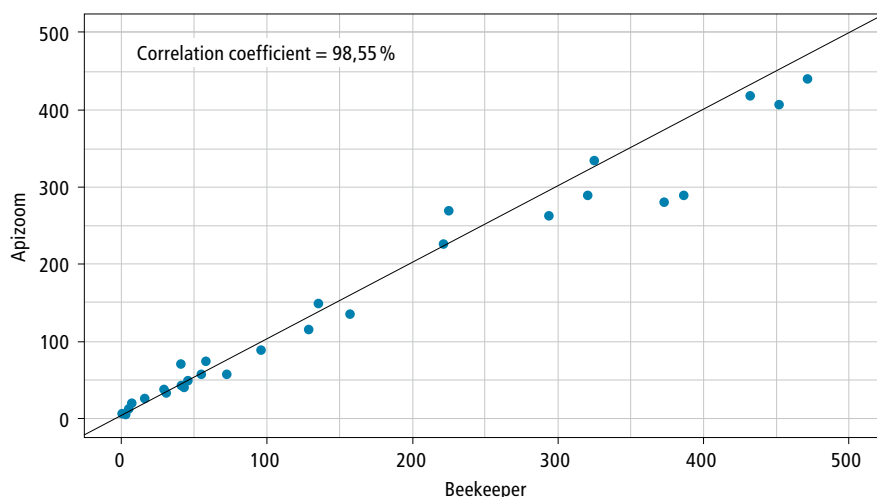
Ces résultats sont obtenus sur des planches propres utilisées par le Centre de recherche apicole (CRA) de Liebefeld, posées sous la ruche entre trois et cinq jours. Un zoom (fig. 7) permet de visualiser les performances dans ces conditions.

La figure 8 montre les résultats en comparant les prédictions de l'application avec les comptages humains sur des images non utilisées lors de l'entraînement. Plus les points s'approchent de la ligne, plus les prédictions sont similaires aux comptages.

Ces tests ont été effectués avec un appareil photo compact (17 Mpx), entre novembre et décembre 2020, sur des planches posées entre cinq et treize jours. La durée de pose est longue, l'appareil utilisé a une qualité standard, les conditions de prise photo sont souvent sans luminosité, mais les tests s'effectuent sur une période de l'année avec un minimum de déchets sur les planches.

**Tableau 2 | Résultats obtenus avec les trois réseaux neuronaux.**

Base de données	Précision moyenne	Sensibilité moyenne	F1
Basse résolution	0,808	0,766	0,787
Moyenne résolution	0,841	0,786	0,813
Haute résolution	0,884	0,894	0,889



**Figure 8 | Comparaison des prédictions Apizoom vs comptages humains.**

Dans ces conditions et pour cet échantillon de test, le coefficient de corrélation est de 0,985, confirmant une bonne qualité de prédiction. Il est rappelé que même un apiculteur aguerri aux comptages commet des erreurs. Il n'est pas possible de considérer les comptages des apiculteurs comme la référence.

## Conclusions et perspectives

Le modèle de détection approche les performances humaines dans des situations optimales. Néanmoins, les résultats dépendent fortement des conditions du terrain, en particulier des paramètres suivants:

- la qualité de l'appareil photo utilisé,
- les conditions de luminosité sur le rucher,
- la densité des déchets sur la planche de contrôle.

Actuellement, une durée de pose entre trois et cinq jours, une prise de photos avec une bonne luminosité sans être en exposition directe du soleil, une utilisation d'un support pour le smartphone et une résolution de 20 Mpx au minimum sont recommandés pour des résultats optimaux.

Les progrès technologiques et l'augmentation du nombre d'images utilisées pour l'entraînement du modèle devraient, à terme, diminuer les contraintes et amé-

liorer les résultats. Le projet a été lancé il y a quelques années et les résultats s'améliorent constamment.

Il est important de relever qu'un outil automatique permet également une récolte centralisée des données. Ces données pourraient être d'une grande aide à la recherche et à la surveillance régionale des infestations par le varroa. Une collaboration entre les acteurs privés et les autorités pourrait être précieuse.

De plus amples informations sur l'application sont disponibles sur le site internet d'Apizoom: <http://www.apizoom.app>. ■

### Remerciements

Le projet a obtenu le prix de l'innovation agricole 2020 du canton de Fribourg. Nous remercions le canton pour sa contribution et pour la reconnaissance du travail effectué.

Nous remercions la Fondation Sur-La-Croix et Innosuisse, l'Agence suisse pour l'encouragement de l'innovation pour leurs soutiens financiers qui ont aidé au développement d'une version expérimentale de l'application Apizoom.

Nous remercions la société Identitas, leader sur le marché suisse pour les données en rapport avec l'animal, pour ses conseils et son soutien logistique.

Nous remercions également de nombreux apiculteurs qui ont soutenu le projet avec la remise de photos de planches de contrôle varroa et leurs retours sur l'application.

### Bibliographie

- Charrière J.-D., Frese S. & Herren P., 2018. L'apiculture en Suisse, *Agroscope Transfer* 250.
- Dietemann V *et al.*, 2013. Beebook, *Journal of Apicultural Research* 52 (1), p. 29.
- Imdorf A. & Charrière J. D., 1997. Où en est la population de varroas dans mes colonies? *Revue suisse d'Apiculture* 94 (5), 138–139.
- Imdorf A. & Charrière J. D., 1998. Un ou deux traitements de longue durée à l'acide formique? *Revue suisse d'Apiculture* 95 (8), 308–311.
- Redmon J., Divvala S., Girshick R. & Farhadi A., 2016. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, NV, pp. 779–788, doi: 10.1109/CVPR.2016.91.
- Sutter L., Herzog F., Dietemann V., Charrière J. D. & Albrecht M., 2017. Demande, offre et valeur de la pollinisation par les insectes dans l'agriculture suisse. *Recherche Agronomique Suisse* 8 (9), 332–339.