

Cet article de la revue **Fourrages**,
est édité par l'Association Française pour la Production Fourragère

Pour toute recherche dans la base de données
et pour vous abonner :

www.afpf-asso.org

Développement d'une méthode de surveillance par drone pour la lutte raisonnée contre les campagnols terrestres

Y. Goulamoussène¹, E. Perrot³, J.-P. Toumazet², Y. Michelin³, R. Dureau³, F. Vautier¹

La surveillance est un pilier de la lutte raisonnée contre les campagnols terrestres. Les méthodes actuellement existantes sont chronophages et couteuses. L'intégration de nouvelles technologies, comme le drone, pourrait, sous certaines conditions, ouvrir de nouvelles perspectives pour améliorer l'efficacité des experts et les préconisations de lutte pour les agriculteurs.

RESUME

La surveillance biologique des micromammifères est un pilier de la lutte raisonnée qui permet de conserver l'autonomie fourragère des exploitations agricoles en minimisant les impacts environnementaux. Actuellement, les méthodes existantes à l'échelle du territoire (« scoring communal ») et à l'échelle de la parcelle (diagonale indiciaire) permettent d'établir un diagnostic des populations et de définir la stratégie de lutte à adopter en fonction des niveaux de populations. Ces méthodes sont très consommatrices de temps et exigent des observateurs confirmés pour bien différencier les indices de taupes de ceux de campagnols. L'utilisation d'un drone, couplée à l'expertise d'un technicien de terrain, peut aider à la détection précoce des indices de micromammifères. Il reste à définir les modalités de son intégration dans les stratégies de lutte collective et dans les dispositifs d'accompagnement des agriculteurs.

SUMMARY

A drone-based monitoring method for improving the integrated pest management of the European water vole

Biological monitoring of micromammals is a mainstay of the reasoned fight which keeps feed autonomy of farms by minimizing environmental impacts. Currently used methods at territory scale ("local scoring") and at plot scale (diagonal index) lead to a diagnosis of populations and allows to set a control strategy to adopt according to the population levels. These methods are time consuming and require experient observers to differentiate mole indices from vole indices. The use of a Unmanned Aerial Vehiclecan (UAV) help with early detection of micromammals indices along with the expertise from a field technician. It remains to define the terms of this UAV's integration in the collective control strategies and in the farmers' support mechanism.

Les systèmes d'élevage herbagers du Massif central font face à des aléas naturels dont les conséquences économiques sont de plus en plus significatives (Schouwey et al. 2014). Aux aléas climatiques s'ajoutent des pertes fourragères importantes liées aux pullulations de campagnols terrestres (Quééré et al., 1999 ; Delattre et Giraudoux, 2009), petit rongeur herbivore qui colonise les parcelles en creusant ses galeries ou en occupant celles des taupes. Ces pullulations, qui suivent des cycles avec des pics de population tous les 4 à 8 ans selon les territoires occasionnent des pertes estimées à 50% en moyenne et qui peuvent représenter 100% de la production espérée sur certaines parcelles (Delattre et Giraudoux, 2009).

Ces pullulations sont d'origine multifactorielle mais à l'échelle régionale, la part des prairies permanentes dans la surface agricole utile (SAU) augmente significativement le risque lorsque ce ratio dépasse 80 à 85 % (Giraudoux et al., 1997).

Contrairement aux modes classiques de lutte contre des ravageurs des cultures qui visent à détruire les populations au moment où elles causent de gros dégâts, la maîtrise de ces pullulations nécessite d'agir à basse densité, c'est-à-dire lorsque les campagnols sont peu visibles et peu gênants pour les agriculteurs, en combinant de manière raisonnée un ensemble de méthodes directes et indirectes (Couval et Truchetet, 2014) dans une démarche collective pour limiter les

AUTEURS

1 : Université Clermont Auvergne, CNRS, Maison des Sciences de l'Homme, F-63000 CLERMONT-FERRAND, France ; youven.goulamoussene@ign.fr

2 : Université Clermont Auvergne, CNRS, Université de Limoges, GEOLAB, F-63000 CLERMONT-FERRAND, FRANCE

3 : Université Clermont Auvergne, AgroParisTech, INRAE, VetAgro Sup, UMR Territoires, F-63000 CLERMONT-FERRAND, FRANCE ; elodie.perrot@vetagro-sup.fr

MOTS-CLES : Arvicolas terrestres, campagnols terrestres, lutte raisonnée, surveillance, drone, apprentissage statistique

KEY-WORDS : Arvicolas terrestres, European water vole, integrated pest management, Unmanned Aerial Vehicle, statistical learning

REFERENCE DE L'ARTICLE : Goulamoussène Y., Perrot E., Toumazet J-P., Michelin Y., Dureau R., Vautier F., (2020). « Utilisation d'un drone pour la surveillance et la lutte raisonnée contre les campagnols terrestres ». *Fourrages* 243, 21-30

phénomènes de diffusion des populations. Des méthodes de surveillance existent à deux niveaux. A l'échelle du territoire (score communaux), ces observations permettent de dresser un état des lieux des populations et de pronostiquer les phases de croissance afin d'identifier des territoires à risque de pullulations. A l'échelle de la parcelle, les comptages se font selon la méthode de la diagonale indiciaire (Giraudoux et al., 1995). Cette méthode est utilisée pour évaluer le seuil d'interdiction d'emploi des spécialités phytopharmaceutiques à base de bromadiolone (Légifrance, 2014) ou pour suivre de manière fine les dynamiques de population des colonies afin de mieux les réguler.

Ces méthodes sont très consommatrices de temps et exigent des observateurs confirmés pour bien différencier les indices de taupes de ceux de campagnols et elles peinent à détecter les premiers indices de croissance des populations qui devraient déclencher des actions immédiates. Enfin, la prospection est plus délicate dès que l'herbe dépasse une certaine hauteur car elle masque les indices de présence de micromammifères.

Une surveillance aérienne aurait l'avantage de s'affranchir en partie de cette contrainte et de réduire le temps de prospection, à condition de disposer d'un outil fiable de détection des indices. Des travaux antérieurs ont montré qu'en utilisant un drone et une caméra multispectrale, il était possible de détecter les indices de taupes et de campagnols terrestres présents dans une parcelle avec un niveau de précision supérieur à 96 %.

L'objectif de cet article est de comparer les méthodes de surveillance par drone et par prospection de terrain afin de voir si l'utilisation de ce type de technologies peut aider à la détection précoce des indices de présence et à quelles conditions.

1. Matériel et Méthodes

1.1. Zone d'étude

La réflexion a été conduite sur l'impluvium de Volvic qui s'étend sur 38 km² répartis sur quatre communes du département du Puy-de-Dôme (Figure 1). Le territoire est couvert à 53% par des forêts et à 30% par de l'espace agricole. Sa surface agricole utile (SAU) est composée de 70 à 75 % de prairies permanentes, 20% de prairies temporaires et 5% de cultures annuelles destinées à l'autoconsommation. L'utilisation des prairies est principalement mixte (alternance fauche/pâturage) et certaines parcelles sont uniquement pâturées. Une vingtaine d'exploitations agricoles travaille, depuis 2015, en partenariat avec le Comité Environnemental pour la Protection de l'Impluvium de Volvic (CEPIV) et VetAgroSup pour mettre en œuvre une lutte « GREEN » (aucun produit phytopharmaceutique) fondée sur le triptyque : surveillance biologique des populations de micromammifères, engagement collectif

des acteurs du territoire et combinaison de méthodes de lutte directes et indirectes (Perrot, 2019).

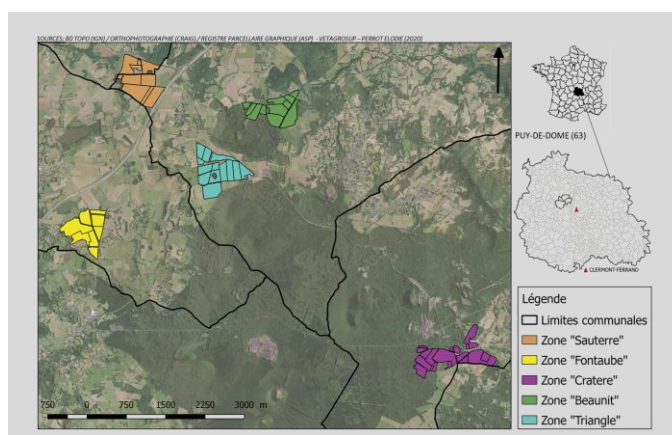


FIGURE 1 : Localisation des différentes zone d'études sur l'Impluvium de Volvic (source : BD topo IGN- Vetagrosup)

Figure 1: Location of the study zones within the Volvic catchment

1.2. Drone et capteur

Dimensions	121 mm *66 mm*46 mm
Poids	150 g
Taille capteur	4.8mm * 3.6 mm
Résolution image	1280 * 960 pixels
Nombre de pixels	1.2 MP
Longueur de la focale	5.4 mm
Longueurs d'onde	Bleu (B) (465 – 485 nm)
	Vert(G) (540 – 580 nm)
	Rouge (Red) (658 – 678 nm)
	Red-edge (REdg) (707 – 727 nm)
	Proche infrarouge (NIR) (800 – 880 nm)

TABLEAU 1 : Caractéristiques de la caméra Micasense Rededge

Table 1: Characteristics of the RedEdge MicaSense system

L'équipement utilisé est un drone quadricoptère (Md4-1000) pourvu de la caméra multispectrale MicaSense RedEdgeTM (MSRE) dont les caractéristiques sont synthétisées dans le tableau 1. Développée pour des applications en agriculture, cette caméra est utilisée afin de suivre l'état sanitaire des plantes en capturant la quantité de lumière qu'elles absorbent puis réfléchissent dans le domaine du visible et de l'invisible (proche infrarouge). La caméra multispectrale permet aussi, par l'analyse des réflectances, d'améliorer sensiblement les possibilités de détection et de discrimination des différentes composantes du sol (végétation, terre, eau, bâti...) et, du fait de la haute résolution des images produites, de distinguer les objets de petite dimension tels que les tumulii (Albetis et al., 2019).

En complément de la caméra, un capteur de lumière (Downwelling Light Sensor (DLS)) intégré au

drone mesure l'intensité de la lumière qui dépend fortement de l'orientation du capteur par rapport au soleil pendant le vol. Le DLS permet de prendre en compte les changements de conditions lumineuses durant le vol et ainsi de compenser les conditions d'éclairage au moment de la capture d'image. Avant chaque vol, un panneau de calibration (dont le comportement dans les différentes bandes spectrales est connu) est photographié. Les images d'un panneau de calibration fournissent une représentation précise de la quantité de lumière atteignant le sol au moment de la capture. Sans ce processus d'étalonnage, les données saisies à différents jours ou à différentes heures de la journée ne peuvent pas être comparées.

1.3. Protocole d'acquisition des images

Le protocole a été conduit en deux phases (Figure 2). Les vols de la phase 1 ont eu lieu le 10 novembre 2017 et ceux de la phase 2, le 22 et 23 mai 2018 entre 10h00 et 14h00 UTC afin de limiter les effets de l'incidence solaire et donc la présence d'ombres portées sur les clichés. Ils ont été planifiés à l'aide du logiciel Mdcocpilot (Microdrones).

La hauteur de vol était de 100 m et la vitesse de déplacement de 5m/s avec un recouvrement frontal entre les clichés de 80 % et un recouvrement latéral entre les lignes de vols de 75%. Ces paramètres de vol permettent de produire des clichés avec une résolution au sol de 7 cm, ce qui est suffisant pour détecter les tumuli (Goulamoussène et al., 2018). Avant le vol, des cibles (plaques photogrammétriques) ont été placées au sol dans le périmètre des parcelles puis géoréférencées à l'aide d'un GPS différentiel Trimble R10. Ces cibles sont utilisées afin d'améliorer la précision du géoréférencement des images lors de la phase de prétraitement.

Les prétraitements ont été réalisés à l'aide du logiciel Pix4D (<https://pix4d.com>). Ils consistent principalement à appliquer les corrections géométriques (orthorectification et mosaïquage) et radiométriques (Goulamoussène et al., 2018) afin de produire au final cinq orthophotographies correspondant aux cinq bandes spectrales.

1.4. Analyse des images

Nous avons appliqué une méthode de classification supervisée basée sur l'analyse des pixels (machine à vecteur de support, SVM) (Goulamoussène et al., 2018). Le but de la classification supervisée est de discriminer les objets recherchés (indices) des autres composantes de la parcelle telles que la classe végétation (herbe) et la classe ombres portées. Une première phase consiste à combiner les images (R, G, B) afin de produire une image aux couleurs vraies. Appuyée par une vérification de terrain, cette image sert de support visuel à la création des polygones d'entraînement qui sont intégrés dans le processus de classification. Ces polygones d'entraînements sont une sélection de pixels

correspondant à la couleur des indices. La classification a été réalisée en combinant les 5 bandes spectrales auxquelles nous avons ajouté l'indice de végétation NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) (Duan et al., 2017) qui permet de distinguer plus précisément la végétation et les indices recherchés qui sont composés de terre.

$$NDVI = (NIR - Red)/(NIR + Red)$$

(NIR= proche infrarouge)

Le résultat final est une couche polygone qui regroupe l'ensemble des tumuli issus de la classification supervisée.

Les calculs statistiques et les représentations graphiques ont été effectués dans l'environnement de développement R 3.6.1 (R CORE TEAM, 2019) avec notamment les packages rgdal 1.2-4 et caret 0.3-21 (Kuhn et al., 2008) et le système d'information géographique Quantum GIS 2.18.1 (QGIS DEVELOPMENT TEAM, 2017).

1.5. Evaluation de la performance de la méthode

La performance d'une méthode est sa capacité à garantir l'obtention d'un résultat aussi proche que possible de la valeur vraie de référence d'un échantillon. Dans cette étude, cette évaluation s'est déroulée en deux phases et s'est appuyée sur la méthode de la diagonale indiciaire (Giraudoux, 1995) qui est la seule méthode d'estimation des populations reconnue par l'arrêté interministériel du 14 mai 2014 (Légifrance, 2014).

◆ Description des phases d'évaluation

L'analyse a été conduite en deux phases (Figure 2). La première phase a consisté à évaluer les performances de l'imagerie drone (justesse, exactitude, limite de détection) en comparant les résultats issus de la télédétection à des données collectées simultanément sur le terrain et déterminées comme échantillon de référence. Ce travail a été réalisé sur une parcelle expérimentale (BS-34) d'une surface de 1.5 ha et située sur la commune de Volvic L'acquisition des données sur le terrain a consisté à géolocaliser précisément tous les indices (tumuli et taupinières) présents le long de la diagonale indiciaire à l'aide d'un GPS différentiel (Trimble R10) de précision infra-décimétrique. La diagonale a été tracée à l'aide d'un mètre ruban sur la plus grande longueur de la parcelle, soit 185 mètres, puis parcourue avec le GPS. Au total, 246 indices ont été dénombrés et géolocalisés le long de la diagonale. Ces données ont été reportées dans un SIG ainsi que le tracé de la diagonale. Sur la base de la diagonale, 37 quadrats ont été générés automatiquement (intervalle de 5 mètres de long sur 5 mètres de large, soit 25 m²). Pour chacun d'entre eux, la présence et l'absence des indices relevés par GPS ont été notées respectivement 0 et 1,

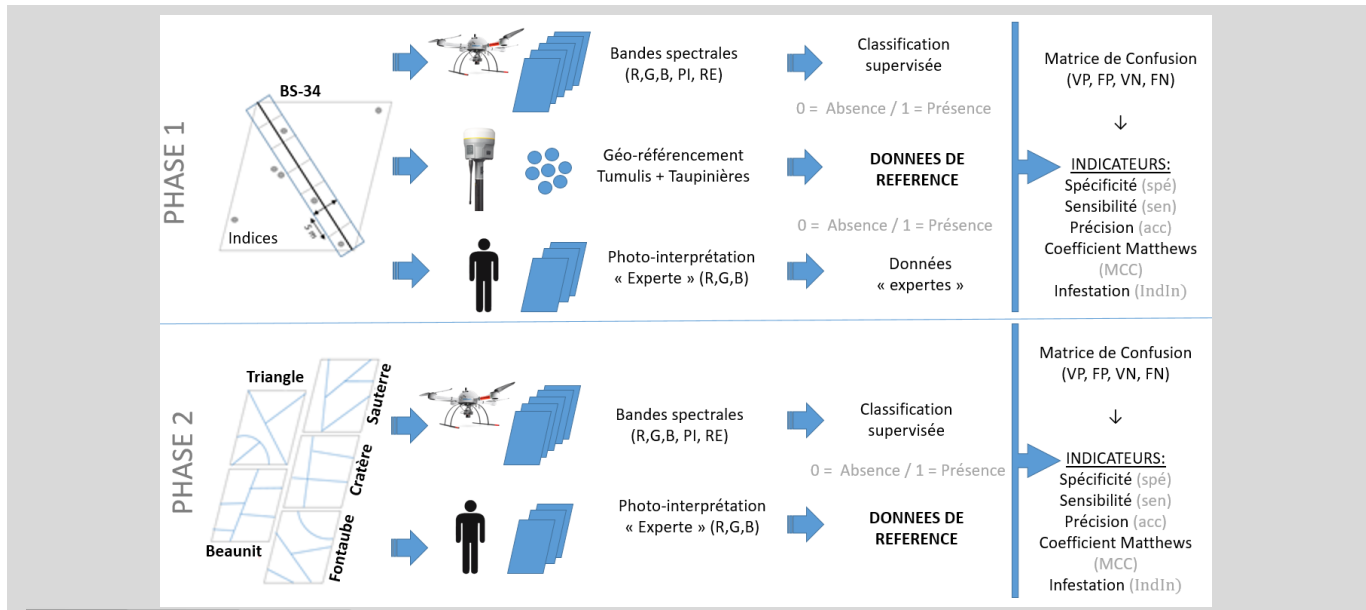


FIGURE 2 : Les différentes phases d'évaluation de la méthode de détection des indices de micromammifères par un drone et par photo-interprétation « experte ».

Figure 2: *Different assessment phases in the UAV-based method and the photo-interpretation method for detecting signs of small mammals*

sans distinction des micromammifères responsables des indices de surface car l'algorithme n'est pas capable de dissocier les indices de campagnols terrestres et de taupes. Les données issues de l'analyse des images multi-spectrales ont été photo-interprétées à l'aide du logiciel Q-gis, sur des images recomposées en fausses couleurs (R, G, B) et à partir de l'indicateur NDVI. Pour chaque indice visible sur la bande RGB, un point a été créé et l'ensemble des points regroupé dans une couche vectorielle au format shape. Les données des images multi-spectrales ont été confrontées aux données GPS de référence et à la couche de points produite par photo-interprétation comme exposé ci-dessus. Nous avons obtenu un taux de correspondance de 100%, ce qui valide l'utilisation du pointage par photo-interprétation comme référence pour l'évaluation de la qualité de détection.

En phase 2, en raison de la trop grande surface à couvrir pour géolocaliser par GPS l'ensemble des indices et compte tenu des résultats positifs de la phase 1, nous avons utilisé comme données de références les résultats issus d'une photo-interprétation experte. La méthodologie a été déployée sur 5 zones de superficie variable de l'Impluvium de Volvic : « Triangle », « Beaunit », « Cratère », « Sauterre », « Fontaube » (Figure 1). Ces zones ont été sélectionnées car elles représentent un échantillon exhaustif de la diversité des parcelles de l'Impluvium. Les densités d'indices de micromammifères y sont variables : faibles, moyennes et hautes. Les parcelles peuvent être affectées par divers bruits tels que des traces d'engins, bouses de vaches, ombres portées, zones de terre, rochers... et par des usages et des moyens de lutte différents : pâture, fauche, piégeage...

Au regard de la diversité de ces contextes, l'objectif était donc de tester la reproductibilité et la robustesse de la méthode et d'évaluer la variabilité de ses performances. L'algorithme de classification a été déployé sur les cinq zones, ce qui représente un total de 22 parcelles exploitables et une surface de 78 ha. La diagonale indiciaire a été tracée sur les 22 parcelles et comme pour la phase 1, des quadrats de 25 m² ont été générés (1349 au total) et renseignés avec les résultats de la classification supervisée.

L'analyse a été faite selon trois échelles emboîtées (globale, zonale, parcelle) afin d'évaluer l'importance des effets locaux sur la qualité de la détection par drone et d'identifier les situations particulières qui peuvent s'expliquer par la diversité des usages ou par l'importance de l'infestation.

◆ Analyses statistiques des performances

Afin de comparer les résultats des classifications et de faciliter la lecture des résultats, nous avons utilisé la matrice de confusion (Tableau 2) (Provost et al., 1988) qui permet de mesurer la concordance entre un ensemble d'éléments prédits et un ensemble d'éléments de référence.

Ici, les éléments prédits correspondent aux quadrats contenant des pixels de la classe « indice » issus de la classification supervisée et les éléments de référence aux indices relevés par GPS contenus dans

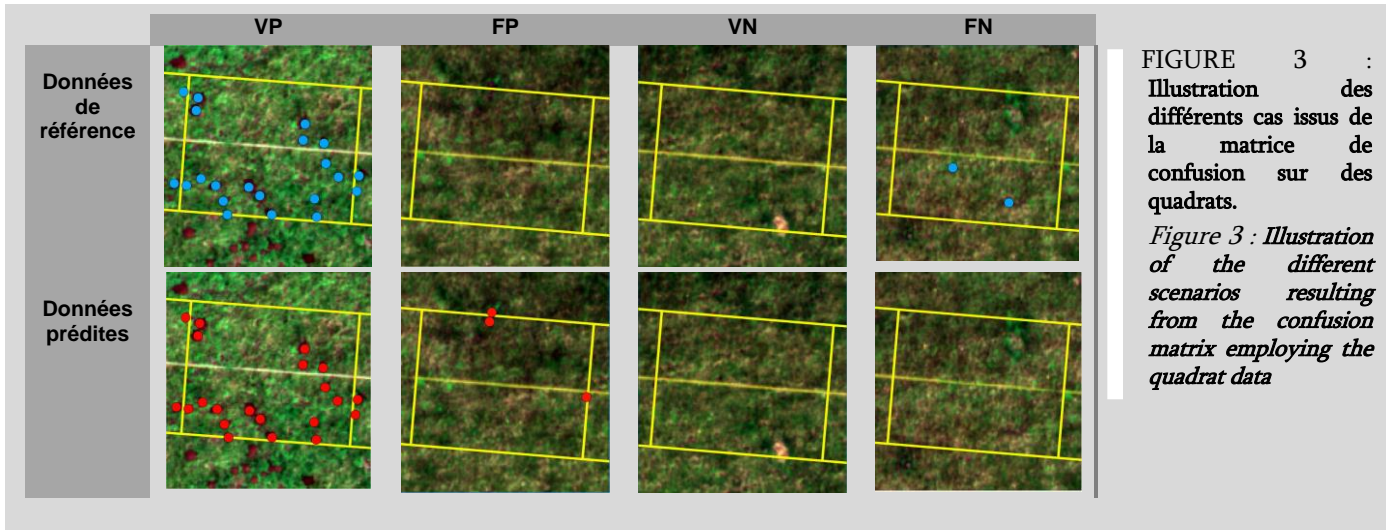


FIGURE 3 : Illustration des différents cas issus de la matrice de confusion sur des quadrats.
 Figure 3 : Illustration of the different scenarios resulting from the confusion matrix employing the quadrat data

chaque quadrat (phase 1) ou par photo-interprétation (phase 2) le long de la diagonale (Figure 3).

- VP (vrais positifs) représente le nombre de quadrats infestés identifiés par le modèle et présents sur le terrain (phase 1) ou l'orthophotographie (phase 2),
- FP (faux positifs) représente le nombre de quadrats infestés identifiés par le modèle et absents sur le terrain (phase 1) ou l'orthophotographie (phase 2),
- FN (faux négatif) représente le nombre total d'indices non détectés par le modèle et présents sur le terrain (phase 1) ou l'orthophotographie (phase 2),
- VN (vrais négatifs) représente le nombre total d'indices non détectés par le modèle et absents sur le terrain (phase 1) ou l'orthophotographie (phase 2).

élaboré un 5ème indicateur, appelé « Indice d'infestation ».

Le premier indicateur « Accuracy » (**Acc**) ou justesse est le plus couramment utilisé pour décrire de façon globale la qualité d'une méthode de détection. Il est défini comme le nombre de prédictions correctes (VP + VN) divisé par le nombre total de prédictions :

$$Accuracy = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$$

Cet indicateur peut toutefois présenter un biais, en cas de fort déséquilibre entre le nombre de positifs et le nombre de négatifs, c'est-à-dire dans notre cas, si une parcelle est très infestée, ou au contraire très peu touchée.

Afin de lever cette ambiguïté, un second indicateur de la qualité globale de la méthode a été calculé. Il s'agit du coefficient de corrélation de Matthews (**MCC**) qui évalue la corrélation entre la classification des quadrats et leur appartenance réelle. Il a l'avantage d'être normalisé et par conséquent n'est pas biaisé dans le cas où l'on a un fort écart entre le nombre de « positifs » et le nombre de « négatifs ». De manière générale, le MCC varie de -1 à +1. Une valeur de +1 correspond à une classification parfaite, -1 représente une classification totalement erronée, et 0 une classification aléatoire. Il s'exprime ainsi :

$$MCC = \frac{(VP * VN) - (FP * FN)}{\sqrt{(VP + FN) * (VP + FP) * (VN + FP) * (VN + FN)}}$$

Ces deux indicateurs permettent d'évaluer globalement la qualité de la détection, mais ils ne permettent pas d'expliquer les erreurs, qu'il s'agisse de sur-détection ou au contraire de sous-détection.

Pour aller plus loin dans l'analyse, nous avons donc calculé deux indicateurs supplémentaires, la sensibilité (**Sen**) et la spécificité (**Spé**) : la sensibilité représente la probabilité que les indices soient détectés par l'algorithme s'ils sont effectivement présents. Elle est donnée par :

$$Sensibilité = \frac{VP}{P} = \frac{VP}{VP + FN}$$

		Données de références	
		Présence d'indices	Absence d'indices
Données prédites	Présence d'indices	VP	FP
	Absence d'indices	FN	VN

TABLEAU 2 : Matrice de confusion utilisée pour calculer les indicateurs de performance issus de l'intersection entre les quadrats (colonnes) et l'image classifiée (lignes).

Table 2: Confusion matrix used to calculate performance indices based on the intersection between the quadrats (columns) and the categorised images (rows)

Pour analyser la performance de la méthode en phase 1 et en phase 2, nous avons utilisé 5 indicateurs.

Parmi ces 5 indicateurs, 4 sont communément utilisés dans différents domaines d'application, dont la télédétection spatiale, et permettent d'évaluer la qualité d'une classification binaire (Toumazet J-P., 2017). Ces indicateurs sont l' « Accuracy », le Coefficient de Corrélation de Matthews, la Sensibilité et la Spécificité. Pour faciliter l'interprétation des résultats nous avons

Pour être pertinente, une mesure de la sensibilité s'accompagne généralement d'une mesure de la spécificité. Cet indicateur permet de mesurer la probabilité que l'algorithme ne détecte rien s'il n'y a effectivement pas d'indices.

$$\text{Spécificité} = \frac{VN}{N} = \frac{VN}{(VN+FP)}$$

Ces deux indicateurs vont permettre d'interpréter les erreurs de détection : une sensibilité élevée et une spécificité faible caractérisent une tendance à la sur-détection, alors qu'une spécificité élevée associée à une sensibilité faible illustre une tendance à sous-détecter les indices présents.

Le 5^{ème} indicateur, l'indice d'infestation (**IndInf**), contrairement aux précédents, n'a pas vocation à évaluer la qualité de la détection, mais il **permet d'interpréter les écarts de performance observés en fonction de l'état d'infestation de la parcelle.**

$$\text{IndInf} = \frac{P}{(P+N)} = \frac{FN+VP}{FN+VN+VP+FP}$$

Plus la parcelle est infestée, plus l'indice d'infestation est élevé, sa valeur allant de 0 à 1.

◆ **Analyse en composante principale**

Afin de faciliter la lecture des résultats de la phase 2 nous avons effectué une analyse en composante principale (ACP). L'ACP permet d'identifier s'il existe un lien entre les parcelles et les indicateurs de performance calculés. L'ACP a été effectuée sur l'ensemble des parcelles (n = 22) et à partir des 4 indicateurs (**Acc, Sen, Spé, IndInf**). Le **Mcc n'a pas été utilisé pour cette analyse** car, dans certains cas, il est impossible de calculer cet indicateur (**Sen = 0**).

2. Résultats

2.1. Phase 1 : Performance de la méthode sur la parcelle expérimentale

Afin de valider la méthode de détection, les traitements ont été réalisés sur les 37 quadrats de la diagonale indiciaire (phase 1). Le tableau 3 synthétise les résultats de la comparaison entre les observations de terrain, la photo-interprétation et la classification semi-automatique des images multispectrales.

Parcelle	Acc	Sen	Spé	MCC	IndInf
BS-34	0,86	1	0,50	0,65	0,72

TABLEAU 3 : Indicateurs de performance issus de la détection sur la parcelle expérimentale phase 1

Table 3 : *Performance indices based on the detection data for the experimental plot during phase 1*

Ces résultats montrent que la qualité globale de la **méthode de détection est bonne et permet de**

distinguer les quadrats infestés avec un Acc de 86% et un MCC de 65%. La valeur de MCC souligne la fiabilité de l'algorithme à identifier la présence d'un ou plusieurs indices à l'intérieur des quadrats et cela malgré la différence de proportion entre les VP = 27 et VN = 5. Ce résultat est confirmé par le calcul de la Spé avec un score de 50%. Le faible nombre de VN entraîne une chute de l'indicateur Spé et semble indiquer une détection abusive des indices. Cependant, ce résultat en pourcentage n'est pas significatif en raison du faible nombre d'échantillons. Par contre, l'indicateur Sen (100%) montre que la méthode est capable d'identifier la totalité des indices dans chaque quadrat de la diagonale indiciaire.

Le dernier indicateur **IndInf** montre que la parcelle est infestée à 72,9%, soit 27 quadrats sur les 37 lorsque la méthode de détection est utilisée. Ce score est le même lorsque l'identification des indices se fait par photo-interprétation.

2.2. Phase 2 : Déploiement de la méthode sur l'Impluvium de Volvic

A l'échelle de l'impluvium de Volvic nous avons comparé la détection des indices en utilisant comme référence la cartographie des indices, basée sur la photo-interprétation.

A l'échelle globale, qui intègre les 1349 quadrats, la précision (**Acc**) globale de la méthode est de **69%** (**tableau 4**). Ce résultat montre que la détection est moins bonne que pour le cas de la parcelle expérimentale BS-34 mais reste performante. Les valeurs des indicateurs de sensibilité et de spécificité (respectivement 82% et 64%) montrent que les indices sont détectés avec succès. Plus précisément, sur l'ensemble de la zone d'étude, **l'IndInf** est de 49% et montre que 667 sur 1349 quadrats sont infestés.

Acc	Sen	Spé	MCC	IndInf
0,69	0,82	0,64	0,41	0,49

TABLEAU 4 : Indicateurs de performance issus de la détection à l'échelle globale

Table 4: *Performance indices based on the detection data at the global scale*

L'analyse à l'échelle zonale met en évidence des variations de performance interzonale (Tableau 5). Pour chaque zone (b, c, f, s, t), différentes configurations en termes de densité d'indices sont identifiées. En effet, on observe que **l'Acc** est décorrélié à **l'IndInf**. La meilleure **Acc** est obtenue pour la zone b (**IndInf** = 25 %), avec ensuite f (**IndInf** = 99 %), s (**IndInf** = 37 %), puis t (**IndInf** = 32 %) et enfin c (**IndInf** = 71 %). Ces résultats montrent que la méthode est robuste par rapport au niveau d'infestation de la parcelle, la qualité de la détection n'étant pas corrélée avec ce paramètre.

Zone	Données à l'échelle parcellaire					Données à l'échelle zonale				
	Acc	Sen	Spé	MCC ⁽³⁾	IndInf	Acc	Sen	Spé	MCC ⁽³⁾	IndInf
Beaunit	0,71	0,68	0,75	0,42	0,51	0,81	0,65	0,86	0,49	0,25
	0,92	0,67	0,95	0,62	0,12					
	0,87	0,58	1	0,7	0,18					
	0,78	0,6	0,79	0,22	0,23					
	0,32	1	0,04	0,11	0,97					
Cratère	0,95	0,5	1	0,69	0,05	0,55	0,84	0,37	0,23	0,71
	0,84	0,85	0,82	0,66	0,61					
	0,67	0,82	0,55	0,38	0,61					
	0,68	0,47	0,82	0,31	0,3					
	0,44	1	0	NA	1					
Fontaube	0,69	1	0	NA	1	0,75	1	0,02	0,13	0,99
	0,71	1	0	NA	1					
	0,77	1	0	NA	1					
	0,8	1	0,08	0,26	0,98					
	0,96	0,5	0,98	0,48	0,04					
Sauterre	0,61	1	0	NA	1	0,74	0,93	0,71	0,45	0,37
	0,78	1	0,74	0,53	0,36					
	0,62	0,75	0,62	0,11	0,39					
	0,87	0,93	0,85	0,7	0,34					
	0,82	0,31	0,93	0,29	0,11					
Triangle	0,55	0,2	0,83	0,04	0,18	0,61	0,33	0,69	0,02	0,32
	0,49	0,88	0,45	0,19	0,58					

TABLEAU 5 : Indicateurs de performance à l'échelle des parcelles et des zones de l'Impluvium de Volvic.

Table 5 : Performance indices at the level of the plots and the zones within the Volvic catchment area

3 : Non Attribué, le calcul de l'indicateur n'est pas possible.

Cependant, pour les valeurs des MCC, dont l'intérêt est de s'affranchir du poids relatif des positifs et négatifs, l'ordre diffère sensiblement. Il apparaît que l'on est plus tout à fait décorrélaté au taux d'infestation, avec le meilleur score pour *b* (25 % d'infestation), puis *s* (37 %), ensuite *c* (71 %) puis *f* (99%) et enfin *t* (32%). Pour être plus précis, il semble qu'il y ait une tendance à perdre en efficacité de détection quand le nombre d'indices augmente, à part pour la zone *t*, où on a une forte sous-estimation des indices qui est causée en particulier par la difficulté de choisir les pixels d'entraînement pour l'identification des indices par l'algorithme et à l'état de la parcelle (abondance des indices et pratiques agricoles)

La méthode de détection est donc globalement plus précise dans les zones les moins infestées. Lorsque le taux d'infestation augmente, la méthode a tendance à surestimer le nombre de tumuli (augmentation du nombre de faux négatifs).

Le premier axe de l'ACP, correspondant à la première valeur propre, concentre à lui seul trois quarts de l'information (76 %). Le second axe explique 18,4%, ces deux axes expliquent 94,3% de la variance. Les deux premiers axes sont retenus pour l'analyse, l'information contenue sur les 2 autres axes peut être considérée comme résiduelle.

Le **tableau 5** et l'ACP (figure 4) montre que l'**Acc** est décorrélatée de l'**IndInf**, ce qui illustre l'insensibilité du taux de succès de la méthode par rapport à l'état des parcelles et plus précisément, il apparaît que la **Spé** est anticorrélatée à l'**IndInf**. Cela signifie que, plus le taux de contamination augmente, plus la capacité de l'algorithme à détecter les VN diminue. Cet effet est toutefois contrebalancé par une corrélation positive entre l'**IndInf** et la **Sen** : **la méthode détecte d'autant**

mieux les indices que leur densité dans la parcelle augmente.

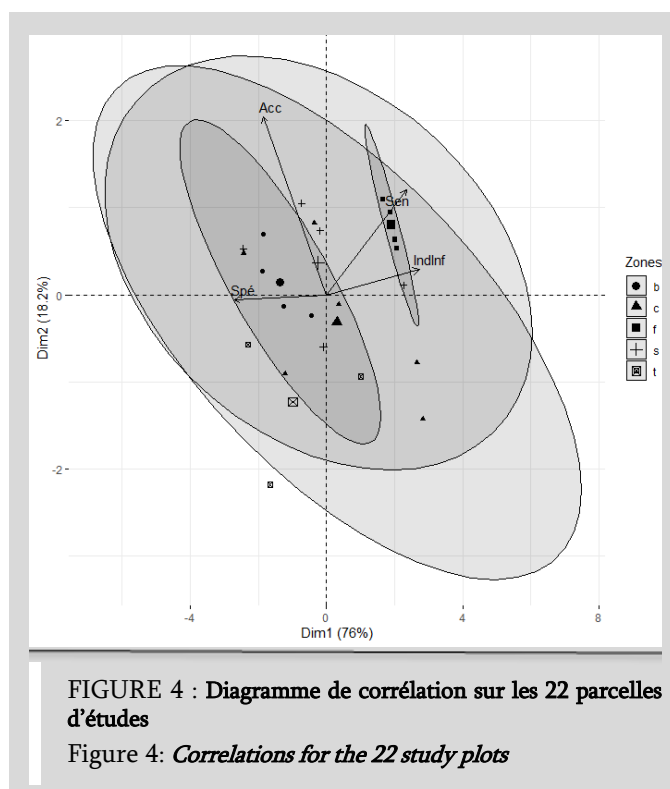


FIGURE 4 : Diagramme de corrélation sur les 22 parcelles d'études

Figure 4: Correlations for the 22 study plots

A l'échelle de la parcelle, la zone *f* apparaît comme très homogène sur l'ensemble de ses parcelles, avec une surestimation systématique des indices (Figure 4). Cette surestimation est due à l'état des parcelles de la zone *f*. En particulier, la zone *f* n'est pas du tout adaptée pour tester les performances de la détection supervisée, car elle est contaminée à plus de 99 %. Les performances du modèle sont surestimées ce qui montre que l'on peut avoir des indicateurs élevés sans pour autant être

pertinent. Ceci explique la valeur très élevée de **Sen (100%)** et une valeur très faible de **Spé (<0,08)**, mais ça ne remet pas en cause la pertinence de la méthode, car il y a un biais introduit par la très forte proportion de positifs (P). De plus, cela explique pourquoi la zone *f* est aussi découplée des zones *b* et *t* : ces deux zones sont en effet au contraire assez peu touchées par les indices. Il y a donc beaucoup plus de négatifs (N) que de positifs (P), ce qui impacte les valeurs de **Sen** et **Spé**. Enfin, les zones *c* et *s*, apparaissent comme nettement moins homogènes.

La phase 1, a permis de valider sur une parcelle la méthode de détection en la comparant aux observations in-situ (GPS) et par photo-interprétation. Ensuite pour la phase 2, la photo interprétation nous a permis de nous affranchir du pointage GPS, chronophage, sur l'ensemble des parcelles. A l'échelle globale les résultats montrent que la méthode de détection est fiable. A l'échelle zonale, la méthode de détection montre des variations interzonales qui se traduisent par la variation significative des indicateurs. A l'échelle de la parcelle, nous avons appliqué la méthode sur une diversité de parcelles avec des densités variables. Les premiers résultats montrent l'aptitude de cette méthode à fournir des informations fiables sur l'état des parcelles, et des perspectives de développement ultérieurs permettent d'envisager un diagnostic encore plus précis de l'état de la parcelle afin d'aider l'expert à proposer une méthode de lutte adaptée à la densité de population.

3. Discussion

L'objectif de ce travail était de comparer les méthodes de surveillance par drone et par prospection de terrain afin de voir si l'utilisation de ce type de technologie pouvait aider à la détection précoce des indices de micromammifères et à quelles conditions.

3.1. Limites du drone pour la surveillance

L'analyse à l'échelle de la parcelle, révèle que la performance de détection est variable en fonction i) des conditions d'acquisitions des images, ii) des micromammifères présents et de leur densité et iii) de l'historique de la parcelle. Premièrement, nos résultats indiquent que la qualité de détection des indices est influencée par les conditions de luminosité environnante (plein soleil, faible couverture nuageuse, 10h à 14h00 UTC – Dandois et al., 2015). En effet, lors d'une acquisition d'images multispectrales par drone, les conditions de luminosité fluctuent et modifient la qualité de l'image, et cela, même dans des conditions optimales d'acquisition. Ces **conditions de luminosité sont essentielles, car elles permettent d'obtenir une image exploitable et interprétable par un expert** (Albetis et al., 2019). En effet, dans le cas où les conditions de luminosité fluctuent fortement, il est difficile de sélectionner les pixels d'entraînement ce qui

réduit sensiblement la performance de la méthode (Cf. résultat sur la zone « Triangle »).

Deuxièmement, l'algorithme ne permet pas de distinguer spécifiquement les indices de micromammifères. A l'heure actuelle, la détection repose sur une analyse colorimétrique et de texture sur 5 bandes spectrales (visible et invisible). Tous les éléments ayant une texture similaire à celle des tumuli sont donc classifiés comme tel, indistinctement. Il serait intéressant d'**intégrer à la méthode une analyse morphologique des indices ou analyse de forme** (Samiappan et al., 2017). Cette analyse permettrait de différencier les indices des différents micromammifères mais aussi d'autres artefacts présents dans la parcelle tel que les traces de passage des tracteurs (linéaire) (Louargant et al., 2018). Cela permettrait également d'améliorer les performances de détection, en limitant le nombre de FP (amélioration de la spécificité). En outre, l'analyse morphologique à l'échelle de la parcelle permettrait un comptage plus fin des objets et peut-être l'identification de foyers de démarrage de campagnols terrestres. Par ailleurs, les données utilisées pour détecter les indices proviennent d'un seul capteur, une caméra multi-spectrale à 5 bandes. En ajoutant à la méthode de détection des données issues d'autres capteurs aéroportés, par exemple l'imagerie thermique ou hyper-spectrale, on pourrait probablement augmenter de manière significative les performances de détection (Maimaitijiang et al., 2017). La question du retour sur investissement est souvent posée et ces solutions nécessiteraient pour le gestionnaire des efforts financiers importants, de l'ordre de 20 000€ pour un drone équipé d'une caméra hyper-spectrale, ainsi qu'une formation pour acquérir les compétences très pointues nécessaires à l'utilisation du capteur et au traitement des images. La mise en œuvre d'une étude expérimentale visant à mesurer si les gains en précision obtenus avec d'autres capteurs sont à la hauteur des investissements sera une démarche préalable indispensable.

Troisièmement, nos résultats montrent que **la méthode de détection est variable selon la densité d'indices de présence dans les parcelles**. Il semble, que lorsque les populations sont en haute densité, l'algorithme a tendance à sur-détecter des indices. En effet, l'algorithme capture toutes les fluctuations et variations aléatoires des données d'entraînement et favorise le sur-apprentissage (*overfitting*) (Han et al., 2019). Afin de minimiser cette sur-déttection, il est essentiel de connaître l'historique des parcelles en terme de densités et d'espèces présentes (taupes, campagnols...). Sur les parcelles d'étude, l'avis de l'expert a permis d'interpréter les résultats de l'algorithme de par sa connaissance de l'état actuel des parcelles mais aussi grâce à la surveillance réalisée sur le territoire depuis 2015.

3.2. Utilité du drone pour la lutte raisonnée

La surveillance est un pilier de la lutte raisonnée car elle permet d'identifier les espèces responsables des dégâts, les phases du cycle et les méthodes de lutte à adopter afin de conserver l'autonomie fourragère des exploitations agricoles et minimiser les impacts sur la faune non cible (Couval et Truchetet, 2014). Chaque espèce de micromammifères possède des indices caractéristiques de son activité : taupe (taupinières alignées, forme conique et présence de boudins en surface), campagnols terrestres (indices répartis de façon aléatoire, terre fine et présence de radicelles) (Delattre et Giraudoux, 2009). **La facilité de distinction des indices est variable selon l'état et la densité des indices pour un expert de terrain. Pour l'instant, le drone n'est pas capable de dissocier les indices des micromammifères, cependant il permet de calculer un indice d'infestation global à l'échelle de la zone et des parcelles.**

A l'échelle zonale, l'indice d'infestation discrimine les zones de piégeage historiques sur lesquelles le piégeage est déployé depuis 2015 (« Triangle », « Beaunit » où l'indice est faible <25%) et les zones qui n'ont jamais bénéficié d'intervention (« Fontaube » où l'indice est élevé >90%) (Perrot E., 2019). A l'échelle de la parcelle, l'indice d'infestation se rapproche de la diagonale indiciaire (Giraudoux et al., 1995). Ramadier et al., (2019), ont montré que les niveaux d'infestation issus de la diagonale indiciaire n'étaient pas toujours corrélés aux densités de campagnols terrestres piégés dans les galeries souterraines (Ramadier et al., 2019). Si on compare l'indice d'infestation avec les données de piégeage des parcelles de l'Impluvium de Volvic (Perrot E., 2019), en 2018, les parcelles dont les taux d'infestation sont élevés avaient significativement plus de prises de campagnols terrestres (n=9 – Corrélation de Pearson, $t = 2,8098$, $df = 7$, $P=0,026$), de taupes (n=9, Corrélation de Pearson, $t = 2,6836$, $df = 7$, $p\text{-value} = 0,031$) et de prises totales en 2018/2019 (n=9 – Corrélation de Pearson, $t = 2,6612$, $df = 7$, $P=0,032$). De plus, les résultats de notre étude montrent que la fiabilité de l'algorithme est meilleure dans les zones où il y a une maîtrise des taupes et où les populations de campagnols terrestres sont en basse densité (« Triangle » et « Beaunit »).

Au final, cette expérimentation montre que le drone couplé à l'algorithme semi-automatique est capable de réaliser un diagnostic sur des grandes surfaces et de définir des indicateurs de compréhension globale (précision, infestation). Cependant, en raison des confusions entre les deux espèces, l'interprétation finale des images nécessite l'avis de l'expert. **Le drone n'est donc pas une fin en soi, c'est un outil qui est indissociable de l'avis d'un expert de terrain et de sa connaissance de l'historique du territoire.** De par sa connaissance de l'historique de la zone et des systèmes d'exploitation agricole, il pourra ensuite conseiller les agriculteurs sur les méthodes de lutte à mettre en

œuvre. Le drone est à la fois un outil d'acquisition d'information (observation de l'agrosystème) mais aussi un outil d'échange d'information (transmission aux éleveurs, suite à l'analyse experte), qui ne peut remplacer l'Homme. De plus, le drone ne doit pas remplacer les observations faites par les agriculteurs mais les inciter à détecter au plus tôt l'apparition des indices.

Une autre question était de savoir si le drone permet de gagner du temps par rapport à la prospection pédestre. Une évaluation du temps nécessaire pour les deux méthodes de surveillance a été faite pour une surface de 100 ha sur l'Impluvium de Volvic (Tableau 6).

	Surveillance pédestre	Surveillance drone
Préparation des données et matériels	30'	1h00 (10'/vol)
Surveillance effective	2h00	2h00 (20'/vol)
Post-traitement des données	30'	3h00 (30'/vol)
Analyse « experte »	30'	1h20 (20'/vol)
Total	3h30	7h20

*6 vols de drone sont nécessaires pour couvrir 100 hectares

TABLEAU 6 : Comparatif du temps nécessaire pour la surveillance par la méthode pédestre et l'utilisation d'un drone pour un territoire de 100 hectares sur l'Impluvium de Volvic

Tableau 6: *Comparison of the time needed to monitor 100 hectares within the Volvic catchment area using visual surveys by human experts versus UAVs*

Pour la phase opérationnelle de diagnostic à un instant t , la surveillance par drone demande donc le double temps par rapport à la prospection pédestre, en grande partie à cause de la phase de post-traitement et d'analyse des images qui est très chronophage. Ce n'est donc pas sur ce critère qu'il est performant. En revanche, le drone permet de couvrir de manière exhaustive l'espace à analyser alors que la diagonale ne permet de diagnostiquer qu'une petite partie de celui-ci. Un autre avantage de la prospection par drone est que les images peuvent être archivées et ré-exploitées ultérieurement pour réaliser des analyses spatiales et temporelles, afin, par exemple, de produire des cartes précises de propagation des foyers d'infestation et ainsi de mieux cibler les zones sensibles récurrentes ou nouvelles sur lesquelles intervenir. Le gain de temps ne doit donc pas être évalué exclusivement pour la phase opérationnelle d'acquisition et de traitement des images, mais appréhendé de manière indirecte, dans une perspective globale à plus long terme qui inclut les économies qui seront faites grâce à l'amélioration de la connaissance du terrain sur plusieurs années et d'un ciblage plus précis des zones d'intervention pour la lutte. Enfin, on peut supposer que des avancées

technologiques permettent de réduire le temps de post-traitement des images et des données.

Conclusion

Cette étude montre les intérêts et les limites actuelles de l'utilisation d'un drone dans le cadre de la lutte contre les campagnols terrestres et les taupes. Des améliorations intégrant de nouveaux capteurs et des analyses morphologiques afin de discriminer les indices de micromammifères devraient permettre d'améliorer la fiabilité des résultats. L'utilisation de ces nouvelles technologies ouvre cependant de nouvelles perspectives pour faciliter la surveillance des parcelles et l'implication des agriculteurs dans la lutte car même si l'utilisation d'un drone reste plus chronophage que la surveillance pédestre elle tend à augmenter la précision des informations collectées avec une localisation fine des zones d'activités de micromammifères sur l'intégralité d'un territoire donné. A l'heure actuelle, l'avis d'un expert de terrain reste incontournable pour analyser les résultats et préconiser des méthodes de lutte adaptées aux micromammifères et à leur densité dans les prairies et nous pensons qu'il le restera, comme c'est par exemple le cas en médecine où l'essor de l'imagerie médicale est venu augmenter la capacité de diagnostic du médecin. De plus, les images collectées par le drone pourraient avoir d'autres applications pour les exploitations agricoles (mesure de productivité, gestion de la fertilisation, réduction de l'utilisation des produits phytosanitaires...) afin de renforcer globalement leur durabilité. Il reste à définir la faisabilité de transfert de cette technologie vers les organismes à vocation sanitaire et ses modalités d'intégration dans les dispositifs d'accompagnement des agriculteurs dans des démarches de lutte raisonnée (intégration de la prestation dans les contrats de lutte) en tenant compte des évolutions technologiques extrêmement rapides dans ce domaine.

Remerciements : cette étude a été financée par le gouvernement français, la région Auvergne-Rhône-Alpes et l'Europe (FEDER) dans le cadre du CPER (contrat plan Etat Région) DEFI ATTRIHUM 2015-2020 (appel d'offres recherche 2016 - projet de recherche DDRAUN : Données, Drone, Risques, Agriculture, Numérique, les données spatiales à haute résolution au service des systèmes agricoles : mesure et gestion des risques naturels). Les auteurs tiennent à remercier l'ensemble des agriculteurs de l'Impluvium de Volvic qui nous permettent de mener des suivis sur leurs parcelles et qui nous accueillent chaleureusement dans leurs exploitations agricoles. Un immense merci au Comité Environnemental pour la Protection de l'Impluvium de Volvic (CEPIV) et notamment à Cathy LEHEC et Daniel MAUGER avec qui nous collaborons depuis 2015 pour mener à bien ce programme de recherche/actions.

Article accepté pour publication le 09 juillet 2020

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- Albetis J., Jacquin A., Goulard M., Poilvé H., Rousseau J., Clenet H., Dediou G., et Duthoit S., (2019). « On the potentiality of UAV multispectral imagery to detect Flavescence dorée and Grapevine Trunk Diseases ». *Remote Sensing* 11 (1): 23
- Berthier K., Sylvain P., Cosson J-F., Giraudoux P., Foltête J-C., Defaut R., Truchetet D., et Lambin X., (2014). « Dispersal, landscape and travelling waves in cyclic vole populations ». *Ecology letters* 17 (1): 53-64.
- Couval G., Truchetet D., (2014). «Le concept de lutte raisonnée : combiner des méthodes collectives contre le campagnol terrestre afin de conserver une autonomie fourragère», *Fourrages*, 220, 343-347.
- Dandois J.P., Olano M., Ellis E.C., (2015). « Optimal Altitude, Overlap, and Weather Conditions for Computer Vision UAV Estimates of Forest Structure ». *Remote Sens.* 2015, 7, 13895-13920.
- Delattre P., Giraudoux P. (2009). « Le campagnol terrestre – prévention et contrôle des populations », éd. Quae, Versailles, collection Savoir-faire, 363 p.
- Giraudoux P., Pradier B., Delattre P., Deblay S., Salvi D., Defaut R., (1995). « Estimation of water vole abundance by using surface indices», *Acta Theriologica*, 40 : 77-96
- Giraudoux P., Delattre P., Habert M., Quéré J.P., Deblay S., Defaut R., Duhamel R., Moissenet M.F., Salvi D., Truchetet D., (1997). «Population dynamics of the fossorial form of the water vole (*Arvicola terrestris scherman*): a land usage and landscape perspective». *Agriculture Ecosystems and Environment*, 66, 47-60.
- Goulamoussène Y., Vautier F., Michelin Y., (2018). «Utilisation d'un drone équipé d'une caméra multispectrale pour la surveillance de parcelles agricoles infestées par le campagnol terrestre (*Arvicola terrestris*)». Conférence Française de Photogrammétrie et de Télédétection CFPT, Jun 2018, Champs-sur-Marne, France. URL : <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01885709>
- Han L., Yang G., Dai H., Bo X., Yang H., Feng H., Li Z., et Yang X., (2019). «Modeling maize above-ground biomass based on machine learning approaches using UAV remote-sensing data». *Plant methods* 15 (1): 10.
- Kuhn, Max, & al., (2008). «Building predictive models in R using the caret package». *Journal of statistical software* 28 (5): 1-26.
- Légifrance, (2014). «Arrêté du 14 mai 2014 relatif au contrôle des populations de campagnols nuisibles aux cultures ainsi qu'aux conditions d'emploi des produits phytopharmaceutiques contenant de la bromadiolone». *JORF n°0128 du 4 juin 2014 page 9295 texte n° 42*, URL : <https://www.legifrance.gouv.fr/eli/arrete/2014/5/14/AGR1300885A/jo/t exte>
- Louargant M., Jones G., Faroux R., Paoli J-N., Maillot T., Gée C., et Villette S., (2018). «Unsupervised classification algorithm for early weed detection in row-crops by combining spatial and spectral information». *Remote Sensing* 10 (5): 761.
- Maimaitijiang, Maitiniyazi, Abduwasit Ghulam, Paheding Sidike, Hartling S., Maimaitiyiming M., Peterson K., Shavers E., et al., (2017). «Unmanned Aerial System (UAS)-based phenotyping of soybean using multi-sensor data fusion and extreme learning machine». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 134: 43-58.
- Meylan A., (1977). «Fossorial forms of the water vole, *Arvicola terrestris* (L.), in europe». *EPPO Bulletin* 7 (2): 209-218.
- Michez A., Morelle K., Lehaire F., Widar J., Authélet M., Vermeulen C., et Lejeune P., (2016). «Use of Unmanned Aerial System to assess wildlife (*Sus scrofa*) damage to crops (*Zea mays*)». *Journal of Unmanned Vehicle Systems* 4 (4): 266-275.
- Perrot E., (2019). «Rapport d'activité annuel – Zone de lutte et d'expérimentation sur l'Impluvium de Volvic». Rapport technique, 20 pages + annexes
- Provost, Foster, et Tom Fawcett, (1998). «Robust classification systems for imprecise environments». In *AAAI/IAAI*, 706-713.017. «Mapping of invasive phragmites (common reed) in Gulf of Mexico coastal wetlands using multispectral imagery and small unmanned aerial systems». *International Journal of Remote Sensing* 38 (8-10): 2861-2882.
- Quéré J.-P., Garel J.-P., Rous C., Pradier B., Delattre P., (1999). «Estimer les dégâts du campagnol terrestre en prairie naturelle». *Fourrages*, 158, 133-147
- Ramadier E., Pinot A., Sobczyk-Moran G., (2019). «Discussions autour de l'estimation de la densité des populations de campagnols terrestres». Présentation du programme de recherche sur le déclin des populations de campagnols terrestres. Mini-symposium de recherche sur la forme fousseuse des campagnols terrestres - Clermont-Ferrand (FR) - 27/06/2019
- Schouwey B., Cassez M., Couval G., Fontanier M., Michelin Y. (2014). « Campagnol terrestre et lutte raisonnée: quels impacts économiques sur les exploitations en AOP Comté ? » *Fourrages*, 220, 297-302.
- Toumazet J-P, Vautier F., Roussel E., et Dousteysier B., (2017). «Automatic detection of complex archaeological grazing structures using airborne laser scanning data». *Journal of Archaeological Science: Reports* 12: 569-579