

Utilisation d'un drone équipé d'une caméra multispectrale pour la surveillance de parcelles agricoles infestées par le campagnol terrestre (*Arvicola terrestris*)

Youven Goulamoussène¹, Franck Vautier¹, Yves Michelin²

¹ Université Clermont Auvergne, CNRS, Maison des Sciences de l'Homme, F-63000 CLERMONT-FERRAND, FRANCE

² Université Clermont Auvergne, AgroParisTech, INRA, IRSTEA, VetAgro Sup, TERRITOIRES, F-63000 CLERMONT-FERRAND, FRANCE

youven.goulamoussene@uca.fr & franck.vautier@uca.fr

Introduction

Depuis plusieurs décennies les prairies de moyennes montagnes subissent des pullulations de campagnols terrestres (*Arvicola terrestris*) sous la forme de vagues dont le cycle est d'environ 6 ans (Giraudoux *et al.*, 1997). Ce rongeur vit sous terre et consomme quotidiennement l'équivalent de son poids en racines d'espèces prairiales. Il creuse des galeries dans le sol, repoussant la terre derrière lui, formant des monticules de type taupinière (tumuli) qui causent des pertes de fourrage très importantes en quantité et en qualité, et augmentent la transmission de certains agents pathogènes à l'homme (Delattre *et al.*, 1998). Les agriculteurs gèrent directement les risques liés à ce nuisible, utilisant des produits chimiques tels que la bromadiolone avec des effets secondaires sur la faune sauvage (Coeurdassier *et al.*, 2014). De nouvelles solutions plus durables conciliant l'activité agricole et l'environnement sont en cours de développement afin de mettre au point des outils de lutte raisonnée à la fois plus efficaces et plus respectueux de l'environnement (Verilhac *et al.*, 2014). Un des axes de recherche cible l'amélioration des connaissances sur la dynamique des populations et la modélisation spatiale de la diffusion des phases de pullulation. Classiquement, la méthode de suivi des populations consiste en un repérage puis une cartographie des indices (tumuli de terre) par une inspection pédestre (Giraudoux *et al.*, 1995). Cette méthode a démontré son efficacité pour établir le diagnostic du taux d'infestation afin de déclencher les alertes en cas de pullulation, mais reste fastidieuse, chronophage, et trop grossière pour produire une modélisation spatiale précise et à haute résolution. Nous proposons une solution alternative qui met en œuvre un protocole de surveillance des parcelles agricoles et de détection automatisée des indices de campagnols (tumuli), basé sur l'utilisation d'un drone (Microdrones Md4-1000) équipé d'une caméra multispectrale Micasense-RedEdge™ (<http://www.micasense.com/rededge/>).

Méthodologie

La caméra Micasense a une résolution de 1 280 × 960 pixels et une focale de 5.5 mm. Elle capture 5 bandes spectrales : bleue (475 nm), verte (560 nm), rouge (668 nm), la zone du red-edge (717 nm) et le proche infrarouge (840 nm). Ce système d'acquisition drone/Micasense a été testé sur des parcelles agricoles situées en Auvergne (Puy-de-Dôme), dans des secteurs où la prolifération des campagnols impacte de manière significative la productivité fourragère. Le drone a été paramétré afin de voler à une vitesse constante de 4 m/s et selon une trajectoire permettant un taux de recouvrement entre les acquisitions (déclenchement du capteur) de 85% longitudinalement et de 70% latéralement. Chaque image est enregistrée au format TIFF sur une carte SD et est géotaguée en temps réel grâce au système GPS embarqué. L'ensemble de ces paramètres permet un traitement photogrammétrique optimal afin de produire des ortho-images. Trois hauteurs de vol ont été testées : 40 m, 80 m et 150 m (hauteur de vol réglementaire maximale sur le territoire national) afin d'obtenir, pour chaque bande spectrale, des ortho-images d'une résolution spatiale de respectivement 2.8 cm, 5.34 cm et 10 cm. L'objectif des différentes hauteurs de vol est de déterminer le niveau de résolution spatiale optimale à partir duquel la détection des indices de campagnols (tumuli) est possible. A partir des ortho-images produites, nous avons testé trois méthodes de classification supervisée et évalué statistiquement celle qui aboutit à la meilleure détection des tumuli. Les trois méthodes de classification testées sont (i) Random Forest (RF) (ntree = 100, 200, 500, 1000 ; mtry = 1:10 avec un pas de 1) (Breiman *et al.*, 2001), (ii) Supervised Vector Machine (SVM), un noyau Gaussien a été utilisé et les paramètres ont été optimisés par cross-validation (Knorn *et al.*, 2009) et (iii) les k-plus proches voisins (k-NN) (Franco-Lopez *et al.*, 2001). Ces méthodes, traditionnellement appliquées en télédétection satellitaires sont

récemment adaptées aux acquisitions d'images par drone en lien avec l'émergence des capteurs embarqués (Longjun *et al.*, 2011).

Le but de la classification supervisée est de pouvoir discriminer les tumuli des autres composantes de la parcelle, c'est-à-dire, la classe végétation (herbe) et la classe zones d'ombre. Une première phase consiste à combiner les canaux RGB 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. La classification a été réalisée en utilisant les 5 bandes spectrales auxquelles nous avons ajouté la variable NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) (Duan *et al.*, 2017) qui permet d'améliorer la distinction entre la végétation et les tumuli (terre). Cette procédure est appliquée aux trois hauteurs de vol pour les trois méthodes de classification.

Résultats & conclusion

Les résultats de ces tests expérimentaux (Figures 1 et 2) démontrent le fort potentiel des images multispectrales pour la détection des tumuli dans les prairies puisque la précision de la classification est comprise entre 88 % et 97 %. Ce résultat peut être encore amélioré vu que les acquisitions, pour ce test expérimental, ont été faites pendant la période hivernale ce qui a introduit plusieurs artefacts tels que la diminution de la luminosité, l'allongement des ombres portées et la présence de zones d'herbe sèche qui ont une signature spectrale proche de celle des tumuli. Les meilleurs résultats sont obtenus pour les vols à 40 m de hauteur et cela pour les trois méthodes de classification supervisée. Ces résultats soulignent l'importance d'avoir peu de mélanges spectraux dans les pixels et donc une résolution spatiale élevée pour pouvoir séparer correctement les classes : végétation, tumuli et zone d'ombre. Parmi les trois méthodes, la classification SVM est la plus performante quelle que soit la résolution des pixels puisque le taux de réussite est toujours supérieur à 96 % avec la plus faible variance. La méthode SVM permet de détecter le maximum de tumuli avec la meilleure précision même à une hauteur de 150 m. Ce résultat est particulièrement important puisqu'il nous permet à présent de connaître l'altitude de vol optimale pour la détection des tumuli. Voler à une hauteur de 150 m permet de diminuer très fortement le nombre d'acquisitions, et par conséquent la durée du vol, le volume de données et le temps de post traitement. Par exemple pour couvrir une surface de 10 hectares, le temps d'acquisition est de 63 minutes à 40 m et de 20 minutes à 150 m, et le nombre d'images est respectivement de 1820 et de 121. Le système drone/Micasense est donc bien adapté à la surveillance des parcelles agricoles infestées par le campagnol puisque cette étude expérimentale démontre qu'il est possible de couvrir des surfaces de plusieurs dizaines d'hectares en seulement quelques heures, et avec des résultats d'une très grande précision.

Remerciements

Cette étude est 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).

Références

- L. Breiman, Random forests, *Mach. Learn.* Vol. 45, pp. 5–32, 2001.
- M. Coeurdassier, P. Berny, G. Couval, A. Decors, M. Jacquot, S. Queffelec, T. Quintaine, P. Giraudoux, Evolution des effets non intentionnels de la lutte chimique contre le campagnol terrestre sur la faune sauvage et domestique, *Fourrages*, Vol. 220, pp. 327-335, 2014.
- P. Delattre, J.M. Duplantier, E. Fichet, P. Giraudoux, Modifications de milieux et pullulations de rongeurs. Conséquences en agriculture et en santé publique, *Cahiers Agricultures*, Vol. 7, pp. 285-298, 1998.
- T. Duan, S.C. Chapman, Y. Guo, B. Zheng, Dynamic monitoring of NDVI in wheat agronomy and breeding trials using an unmanned aerial vehicle, *Field Crops Research*, Vol. 210, pp. 71-80, 2017.
- H. Franco-Lopez, A.R. Ek, M.E. Bauer, Estimation and mapping of forest stand density, volume and cover type using the k-Nearest Neighbors method, *Remote Sens. Environ.* Vol.77, pp. 251–274, 2001.
- P. Giraudoux, P. Delattre, M. Habert, J.P. Quéré, S. Deblay, R. Defaut, R. Duhamel, M.F. Moissenet, D. Salvi, D. Truchetet, Population dynamics of the fossorial form of the water vole (*Arvicola terrestris scherman*): a land usage and landscape perspective, *Agriculture Ecosystems and Environment*, Vol.66, pp. 47-60, 2014.

P. Giraudoux, B. Pradier, P. Delattre, S. Deblay, D. Salvi, R. Defaut, J.P. Quéré, Estimation of water vole abundance by using surface indices, *Acta Theriologica*, Vol. 40, 1, pp. 77-96, 1995.

J. Knorn, A. Rabe, V.C. Radeloff, T. Kuemmerle, J. Kozak, P. Hostert, Land cover mapping of large areas using chain classification of neighboring Landsat satellite images, *Remote. Sens. Environ*, Vol. 113, pp. 957-964, 2009.

D. Longjun, L. Xibing, X. Ming, Qiyue, Comparisons of random forest and support vector machine for predicting blasting vibration characteristic parameters, *Procedia Engineering*, Vol. 26, pp. 1772-1781, 2011.

A. Verilhac, G. Couval, Y. Michelin, Expérimenter « grandeur nature » les méthodes de lutte raisonnée, *Fourrages*, Vol. 220, pp.349-355, 2014.

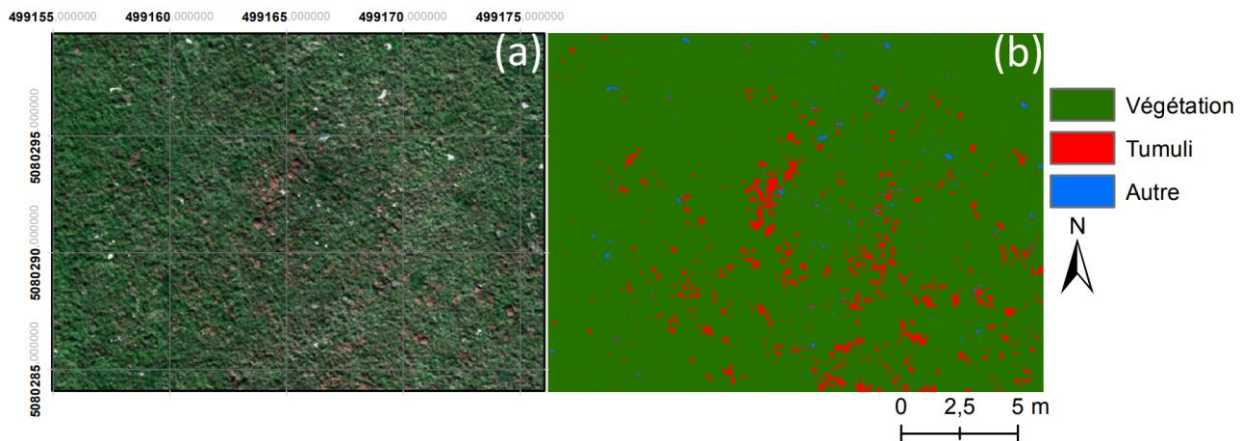


Figure 1 - Extrait du résultat de la classification SVM (hauteur 40 m) ; (a) Image aux couleurs vraies (RGB); (b) Classification en 3 classes de valeur.

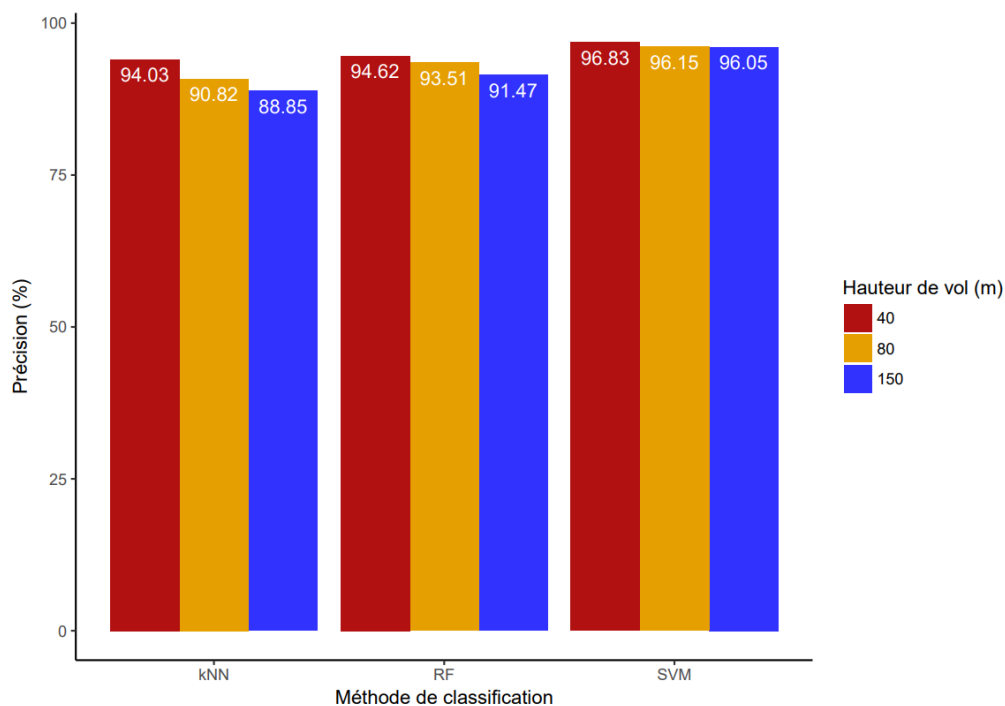


Figure 2 - Performances des méthodes de classification pour la détection des tumuli en fonction des hauteurs de vol.