

Université de Montréal

Applications de l'intelligence artificielle géospatiale (GéolA) pour analyser les effets du
paysage sur la santé des ruches

Par

Julien Vadnais

Département de géographie

Faculté des arts et des sciences

Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de

Maîtrise ès sciences (M.Sc.) en géographie

Juin 2024

© Julien Vadnais, 2024

Université de Montréal

Département de géographie, Faculté des arts et des sciences

Ce mémoire intitulé

Applications de l'intelligence artificielle géospatiale (GéolIA) pour analyser les effets du paysage sur la santé des ruches

Présenté par

Julien Vadnais

A été évalué par un jury composé des personnes suivantes

Nicole Gombay

Présidente-rapporteure

Liliana Perez

Directrice de recherche

Andrea Paz Velez

Membre du jury

Résumé

L'abeille mellifère (*Apis mellifera*) occupe une place centrale dans nos systèmes agro-alimentaires et écologiques. En plus de produire du miel, l'espèce assure un rôle crucial pour la pollinisation d'un grand nombre de cultures, améliorant les récoltes tant en qualité qu'en quantité. Depuis une vingtaine d'années, les apiculteurs constatent dans leurs colonies des taux de mortalité plus élevés que la normale. Si cette tendance s'observe sur plusieurs continents, c'est en Amérique du Nord que les apiculteurs sont le plus affectés, avec des taux de mortalité hivernale dépassant les 40 %. La perte d'habitats et des habitats inadéquats sont parmi les facteurs les plus souvent mis en cause dans les dernières études.

Ce mémoire présente une analyse des différents habitats afin de mesurer les effets du paysage environnant sur la mortalité. Pour ce faire, des images satellites et des nouveaux ensembles massifs de données sur la santé des ruches au Québec ont pu être mobilisés. Ce mémoire présente un cadre méthodologique prometteur pour une analyse géographique des effets du paysage avec de grands jeux de données. Les méthodes utilisées font appel à l'analyse spatiale par système d'information géographique et à des modèles d'apprentissage automatique. Un domaine d'étude récent a émergé de la combinaison de ces techniques: l'intelligence artificielle géospatiale, ou GéolA.

Deux cas d'études furent réalisés dans ce mémoire: un premier sur l'apiculture urbaine et un second sur l'apiculture commerciale. En ville, nos principaux résultats révèlent l'importance de la végétation locale autour de la ruche, ainsi que l'effet négatif d'un paysage urbain fragmenté limitant la connectivité. En apiculture commerciale, on trouve qu'une plus grande diversité de cultures est bénéfique dans un rayon de cinq kilomètres, mais que l'effet se dissipe au fur et à mesure que la distance de mesure se réduit. On observe aussi qu'une abondance de ressources florales en milieu de saison est cruciale pour la survie de la colonie. Dans l'ensemble, la performance prédictive des modèles utilisés dans ce mémoire confirme la solidité du GéolA comme cadre d'analyse de pointe offrant des outils puissants et généralisables pour mener des études géographiques à grande échelle.

Mots-clés : apiculture, paysage, analyse spatiale, analyse de survie, télédétection, apprentissage automatique, GéolA

Abstract

The honeybee (*Apis mellifera*) plays a central role in our agri-food and ecological systems. Beyond honey production, the species plays a crucial role in pollinating a large number of crops, improving harvests in terms of both quality and quantity. Over the last twenty years or so, beekeepers have observed much higher-than-normal mortality rates in their colonies. While this trend can be observed on several continents, it is in North America that beekeepers are most affected, with winter mortality rates sometimes exceeding 40%. Habitat loss and unsuitable habitats are among the explaining factors most often suspected in recent studies.

This thesis presents an analysis of different habitats to measure the effects of the surrounding landscape. To this end, satellite images and massive new datasets on beehive health in Quebec were mobilized. This thesis also presents a promising methodological framework for the geographical analysis of landscape effects with large datasets. The methods used fall within the framework of spatial analysis, geographic information systems and machine learning models. A recent field of study has emerged from the combination of these techniques: geospatial artificial intelligence, or GeoAI.

Two case studies were carried out in this thesis: the first on urban beekeeping and the second on commercial beekeeping. In urban beekeeping, our main results reveal the importance of local vegetation around the hive, as well as the negative effect of a fragmented urban landscape limiting connectivity. In commercial beekeeping, we first observe that greater crop diversity is beneficial at a radius of five kilometers, but that the effect dissipates as the measuring distance is reduced. We also found that an abundance of mid-season floral resources is crucial for colony survival. More generally, the predictive performance of the models used in the presented studies confirms the strength of GeoAI as a state-of-the-art analytical framework offering powerful and generalizable tools for conducting large-scale geographical studies.

Keywords : beekeeping, landscape, spatial analysis, survival analysis, remote sensing, machine learning, GeoAI

Table des matières

Résumé	3
Abstract.....	5
Table des matières	7
Liste des tableaux.....	11
Liste des figures	12
Liste des sigles et abréviations.....	13
Remerciements	15
Chapitre 1 – Introduction et fondements.....	16
1.1 Introduction.....	16
1.1.1 Contexte et problématique.....	16
1.1.2 Objectifs	17
1.2 Fondements et cadre théorique	19
1.2.1 Relation environnement – santé de la colonie	20
Effets directs.....	21
Effets indirects	25
1.2.2 Apiculture urbaine.....	26
Des ruches en ville	27
Effets de l’urbain sur la santé des ruches.....	29

1.2.3 Modélisation en apiculture.....	31
Modèles géospatiaux.....	31
Modèles statistiques.....	32
Modèles d'intelligence artificielle.....	33
Modèles d'analyse de survie.....	33
1.2.4 Sur le GéolA.....	34
Émergence et développements.....	34
Paradigmes et applications du GéolA.....	36
1.3 Matériel.....	38
1.3.1 Données géospatiales apicoles.....	38
1.3.2 Données issues de la télédétection.....	39
Chapitre 2 – Premier article.....	43
Présentation de l'article.....	43
Accords des co-auteurs.....	43
Résumé.....	45
2.1 Introduction.....	45
2.2 Material and methods.....	49
2.2.1 Honey bee colony health datasets.....	49
2.2.2 Land cover classification.....	51

2.2.3 Buffer analysis and landscape metrics.....	53
2.2.4 GLMM	54
2.2.5 Survival analysis	54
2.3 Results.....	56
2.3.1 GLMM results.....	57
2.3.2 Survival analysis predictive results.....	60
2.4 Discussion	63
2.5 Conclusion	65
Chapitre 3 – Second article.....	67
Présentation de l'article	67
Accords des co-auteurs	67
Résumé	69
3.1 Introduction.....	70
3.2 Material and methods	72
3.2.1 Beekeeping data	72
3.2.2 Landscape features	73
3.2.3 Machine learning model.....	75
3.3 Results.....	76
3.4 Discussion	81

3.5 Conclusion	83
Chapitre 4 – Discussion et conclusion	84
4.1 Discussion	84
4.2 Conclusion	87
Références bibliographiques.....	88
Annexes	113

Liste des tableaux

Tableau 1	Spécifications techniques de quelques sources de produits satellites.....	40
Tableau 2	Description of Selected GLMM variables	56
Tableau 3	GLMM results	58
Tableau 4	Feature importance of the ten most important variables in the RSF model..	62
Tableau 5	Permutation importance of features used in the RSF model	78

Liste des figures

Figure 1	Effet des saisonnalités de floraison en fonction du rayon de pollinisation	23
Figure 2	Distribution des ruchers étudiés dans ce mémoire sur l'Île de Montréal	27
Figure 3	Une vue d'ensemble du domaine du GéolA au stade actuel	37
Figure 4	Geographic distribution of the studied apiaries on the Island of Montreal	50
Figure 5	Number of reports per year and observed winter survival rate	51
Figure 6	Example plot of right-censored data for a random sample of colonies	55
Figure 7	Coefficients the GLMM features with confidence intervals.....	58
Figure 8	Time-dependent AUC of the Cox PH and the RSF models	61
Figure 9	Honey bee habitat quality map of the Island of Montreal, as estimated from the interpolated risk scores predicted by the RSF model	63
Figure 10	Map of the studied apiaries in the province of Quebec	73
Figure 11	Example of buffer analysis at a varying radius, a geospatial tool used to compute landscape features around the location of each beehive.....	75
Figure 12	Linear regression plots of colony survival time depending on the SDI of landscape cover at varying buffer sizes	76
Figure 13	Time-dependent AUC of the RSF model.....	77
Figure 14	Distribution of colonies lifespan based on the dominant land cover/crop type in a 2,500-m buffer	79
Figure 15	Survival probability functions predicted by the RSF model for each land cover or crop type group	79

Liste des sigles et abréviations

IA : Intelligence Artificielle

AUC : Aire sous la courbe ROC (Area Under the ROC Curve)

CCD : Syndrôme d'effondrement des colonies (Colony Collapse Disorder)

C-index : Indice de concordance (Concordance Index)

CRP : Conservation Reserve Program

Cox PH : Régression de Cox (Cox Proportional Hazards)

ED : Densité de bordure (Edge Density)

EVI : Indice de végétation amélioré (Enhanced Vegetation Index)

FPAR : Fraction de rayonnement solaire absorbée (Fraction of absorbed photosynthetically active radiation)

GéolA : Intelligence artificielle géospatiale

GIScience : Science de l'information géographique

GLMM : Modèle linéaire mixte généralisé (Generalized Linear Mixed Model)

LEDGE : Laboratoire de géosimulation environnementale

LP : Proportion du paysage (Landscape Proportion)

MAPAQ: Ministère de l'Agriculture, des Pêcheries et de l'Alimentation du Québec

MCARI : Indice modifié d'absorption de la chlorophylle dans la réflectance (Modified Chlorophyll Absorption in Reflectance Index)

MPG : Meilleurs pratiques de gestion

NDVI : Indice de végétation par différence normalisée (Normalized Difference Vegetation Index)

OR : Rapport de cotes (Odds Ratio)

PCA : Analyse en composante principale (Principal Component Analysis)

PD : Densité de patch (Patch Density)

RSF : Forêt d'arbres décisionnels (Random Forests)

SDI : Indice de diversité de Shannon (Shannon Diversity Index)

SIG / GIS : Système d'information géographique (Geographic Information System)

UGS : Espaces verts urbains (Urban Green Space)

VHR : Très haute résolution, en parlant d'imagerie (Very High Resolution)

Remerciements

Je remercie, d'abord et avant tout, ma directrice Liliana. Son support et ses suivis attentionnés ont conduit mes craintes et mes ambitions à travers un projet alliant mon intérêt personnel pour l'apiculture et mon intérêt professionnel en sciences de l'information géographique.

Une mention spéciale revient à Nico pour son travail ayant alimenté ce projet de maîtrise tout en menant des recherches stimulantes entre deux inspections de ruche. Je salue également mes collègues du Laboratoire de géosimulation environnementale (LEDGE), ainsi que les professeurs et les membres du personnels m'ayant soutenu au Département de géographie. Je remercie les Études Supérieures et Postdoctorales de l'Université de Montréal pour le support financier m'ayant donné la liberté de me consacrer à ce projet, à travers les bourses en IA et la bourse de fin d'études de maîtrise.

Enfin, sur la note la plus personnelle, je remercie ma chère famille. Leur soutien, sous toutes ses formes, m'accompagne à chaque instant de ce parcours.

Chapitre 1 – Introduction et fondements

Dans un premier chapitre en trois parties, nous introduisons le sujet de recherche et posons quelques fondements nécessaires à la compréhension des articles subséquents. D'abord, nous passons en revue la littérature pour décrire l'état de nos connaissances sur la relation entre la santé des abeilles et l'environnement. Ensuite, nous résumons les avancées récentes dans le domaine de l'intelligence artificielle géospatiale (GéolA) et présentons enfin un aperçu des données utilisées dans les articles.

1.1 Introduction

1.1.1 Contexte et problématique

Les avantages que nous bénéficions des pollinisateurs sont considérables. Parmi les différents pollinisateurs, l'espèce que nous connaissons le mieux est sans doute l'abeille domestique *Apis mellifera*, depuis longtemps appréciée par les sociétés humaines pour sa capacité à polliniser, pour sa grande productivité en miel, et pour les autres produits extraits de la ruche tels que la cire, la propolis ou la gelée royale.

La pollinisation commerciale demeure l'une des principales sources de revenus pour l'industrie apicole. Au Québec, environ les trois quarts des ruches en activité sont louées chaque année à des fins de pollinisation (Institut de la statistique du Québec, 2024). En parallèle, l'apiculture urbaine a explosé en popularité au cours des dernières années, un sujet sur lequel peu de chercheurs se sont encore penchés. Tant en apiculture urbaine que commerciale, des critiques persistent quant à certaines pratiques de mauvaise gestion et à des environnements inadéquats. Depuis une vingtaine d'années, les apiculteurs et les chercheurs rapportent des taux de mortalité des abeilles particulièrement élevés dans plusieurs régions du monde (Neumann & Carreck, 2010; Potts, Roberts, et al., 2010; van der Zee et al., 2014; van Engelsdorp et al., 2009). Si le phénomène est global, ce sont les pays et les régions nordiques qui semblent être les plus touchés. Des études locales sont nécessaires, car les conditions environnementales dans lesquelles sont placées les ruches

varient selon la région du monde. L'hétérogénéité des environnements influence les colonies de multiples façons, complexifiant la tâche de définir les déterminants environnementaux du paysage régissant de manière globale la santé des abeilles.

Pour les raisons mentionnées ci-dessus, de nombreux chercheurs tentent de se pencher sur le sujet. Toutefois, bon nombre de ces initiatives sont entravées par l'accès limité à des données nombreuses et de qualité. Dans le cadre de ce mémoire, nous avons pu accéder à de nouveaux et vastes jeux de données sur la santé des abeilles en collaborant avec plusieurs organisations externes. Avec elles, nous partageons l'intérêt commun de veiller à ce que les paysages offrent un habitat adapté aux différents pollinisateurs et en particulier aux colonies d'abeilles mellifères.

1.1.2 Objectifs

Le présent mémoire porte sur les déterminants environnementaux du paysage affectant la santé des colonies d'abeilles. Associant données géographiques et données sur la santé des ruches au Québec, différentes techniques d'analyse spatiale et d'apprentissage automatique seront mobilisées pour soutenir notre approche de modélisation. Dans sa formulation la plus simple, notre objectif principal consiste à évaluer la capacité d'un territoire donné à supporter une ruche. Nous avons scindé cet objectif en quatre objectifs secondaires: 1) Isoler les principaux déterminants de l'environnement physique affectant la santé des ruches urbaines; 2) Cartographier la qualité des habitats apicoles urbains sur l'Île de Montréal; 3) Évaluer la qualité des différents paysages de butinage en apiculture commerciale au Québec; 4) Proposer quelques recommandations pour la recherche et l'adaptation en apiculture.

L'objectif secondaire 1) vise à isoler les déterminants environnementaux du paysage influençant le plus la santé des ruches urbaines. À partir de données géospatiales rapportant l'évaluation de santé de ruches à Montréal, nous souhaitons déterminer l'importance relative des facteurs environnementaux tels que la composition du paysage, les îlots de chaleur liés à la bétonisation, ou encore la proximité aux artères du réseau routier. On se questionne ici: « quels indicateurs du paysage jouent un rôle dans le

développement de la colonie ? » ou encore « à quelle distance de la ruche ces indicateurs sont-ils critiques ? ».

Avec la croissance rapide en popularité de l'apiculture urbaine à Montréal, une carte de qualité d'habitat pour les ruches pourrait s'avérer utile. À cela, l'objectif secondaire 2), cartographier la qualité de l'environnement apicole urbain, cible l'incertitude quant à la capacité de la Ville de Montréal à supporter de fortes concentrations d'abeilles. Une telle démarche permet d'extrapoler les prédictions du modèle et d'identifier les zones urbaines ayant une forte ou une plus faible capacité d'accueil pour des ruches.

Avec l'objectif secondaire 3), on cherche à comprendre l'effet des différents paysages en apiculture commerciale au Québec. On adresse l'hypothèse que tous les types de cultures ne s'équivalent pas, et que certains paysages cultivés sont plus aptes que d'autres à fournir une nutrition complète aux colonies d'abeilles. Nous explorerons l'effet de métriques de paysage telles que la diversité des cultures à plusieurs distances autour de la ruche. Nous verrons aussi quelle est l'importance de la productivité de la végétation dans la survie de la ruche en comparant des indices de télédétection au début, au milieu et à la fin de la saison apicole. Enfin, nous évaluerons les différents groupes de culture majoritaire autour de la ruche et leurs effets sur son espérance de vie.

L'objectif secondaire 4) consiste à produire une série de recommandations de recherche et de gestion apicole. Cette série de recommandations, parfois surnommées meilleures pratiques de gestion ou MPG, vise à établir des lignes directrices pour les acteurs intéressés tels que les chercheurs, les apiculteurs et les décideurs en aménagement du territoire. Pour conclure ce mémoire, cette liste de MPG découlera directement des résultats obtenus dans les trois sous-objectifs précédents. L'ensemble des objectifs s'inscrit de concert avec la mission à long terme du plan de protection des pollinisateurs de la Ville de Montréal 2022-2027 et avec les objectifs de développement durable « Faim zéro » et « Vie terrestre » de l'ONU.

1.2 Fondements et cadre théorique

Les services de pollinisation fournis par les abeilles ont de vastes impacts économiques et sont indispensables à la production d'une variété de cultures (Breeze et al., 2011; Genersch et al., 2010; Hristov et al., 2020; Winfree, 2013). On estime que le rendement de 85% des cultures en bénéficie directement (Klein et al., 2006). S'il est vrai qu'une multitude d'espèces d'abeilles assure la pollinisation, c'est l'abeille mellifère (*Apis mellifera*) qui reste la plus appréciée pour la pollinisation commerciale, en plus de sa capacité incomparable à produire du miel. Cependant, dans les dernières années, des taux alarmants de mortalité ont été rapportés dans les colonies d'abeilles mellifères des régions nordiques. L'enjeu a attiré l'attention de chercheurs de plusieurs disciplines sur la situation d'*Apis mellifera*. La plupart des études réalisées à ce jour sur le sujet furent menées en Europe ou en Amérique du Nord, bien que ce soit effectivement sur ces deux continents que l'on observe parmi les plus hauts taux de mortalité (Neumann & Carreck, 2010).

La situation est critique au Canada, où le taux moyen de pertes hivernales des 15 dernières années atteint 27% (Kempers et al., 2023). L'année 2021-2022 fut la pire depuis le début du suivi en 2007, avec 45% des colonies d'abeilles qui n'auront pas survécu à l'hiver (Ferland et al., 2022). Malheureusement, l'extrême de 2021-2022 ne constitue pas une triste exception, mais une tendance prolongée sur les dernières décennies. Les pertes de l'hiver 2022-2023 au Canada sont estimées à 32,2 % (Kempers et al., 2023), et le taux de mortalité de l'hiver 2023-2024 devrait dépasser les 40% selon certaines données préliminaires (Nectar, 2024). Ces chiffres sont bien au-dessus des seuils de 15% à 20% jugés acceptables par les apiculteurs (Kempers et al., 2023; Seitz et al., 2015). Chaque perte supplémentaire impute un stress économique et une charge de travail supplémentaire, si bien que, sur plusieurs années, les apiculteurs font face à un choix difficile: remplacer les colonies perdues en achetant de nouveaux essaims ou se rabattre à diminuer la taille de leur cheptel. Parce que l'on pensait que la hausse de mortalité n'était qu'une suite d'années exceptionnelles, ce n'est que depuis la fin des années 2000 que ces phénomènes n'ont été adressés comme un problème scientifique sérieux. La littérature la plus récente juge que

plutôt que d'avoir une cause majeure, une multitude de phénomènes interagissent comme causes de mortalité (Hristov et al., 2020; Neov et al., 2019). Parasites, insecticides, extrêmes météorologiques, mauvaise gestion apicole et paysages inhospitaliers se confondent pour affaiblir conjointement la santé de la colonie, voire mener à sa perte. Pour décrire l'interaction des causes de stress, certains chercheurs tels que Le Conte et al. (2010) évoquent même un « syndrome d'effondrement des colonies », ou « Colony Collapse Disorder » (CCD). En réponse au CCD, des études d'envergure ont été lancées pour surveiller la situation des abeilles mellifères, financées par le département de l'Agriculture des États-Unis et l'Autorité européenne de sécurité des aliments, (Hendrikx et al., 2010; Pettis & Delaplane, 2010).

Nous le verrons, l'environnement et l'état de santé des colonies d'abeilles mellifères sont intimement liés. Différents paramètres biotiques ou abiotiques évoluent en interaction pour affecter directement ou indirectement la santé de la ruche. Dans cette section, nous recenserons d'abord ce que l'on sait sur les déterminants environnementaux de la santé des ruches. Ensuite, nous passerons en revue la littérature pour résumer les études réalisées spécifiquement sur des environnements urbains. Enfin, nous présenterons quelques-uns des modèles utilisés dans les méthodologies des articles présentés, ainsi qu'un résumé des avancées récentes dans le domaine du GéolA.

1.2.1 Relation environnement – santé de la colonie

En raison de la récence des enjeux et du besoin pour de grandes quantités de données, peu de chercheurs ont encore étudié le lien entre le contexte environnemental et le niveau de santé des colonies d'abeilles mellifères. Outre le parasite varroa (*Varroa destructor*), fréquemment nommé par les apiculteurs comme étant la principale cause de mortalité des colonies (Genersch et al., 2010; Hristov et al., 2020; Le Conte et al., 2010), des études récentes subodorent d'autres sources de stress telles que l'exposition des abeilles aux insecticides néonicotinoïdes (Annoscia et al., 2020; Bruckner et al., 2023; Monchanin et al., 2019) ou encore le transport de ruches commerciales sur de longues distances (Hristov et al., 2020; Melicher et al., 2019). S'il est important de comprendre ces effets, le sujet de

ce mémoire porte sur un autre type de facteur. Des craintes récentes ont émergé quant à l'impact du paysage environnant sur la colonie et les abeilles individuelles, suggérant aux chercheurs de porter leur attention via une approche étudiant la physiologie du paysage (Alaux et al., 2017; Decourtye et al., 2010). Pour bien comprendre le sujet, on peut distinguer les sources directes des sources indirectes de stress pour les abeilles.

Effets directs

Dans la dernière décennie, un nombre croissant d'études se sont penchées sur les effets directs de l'environnement autour de la ruche. On estime que les conditions météorologiques sont un important déterminant de la santé de la colonie. Une étude de He et al. (2016) a constaté d'une incroyable capacité d'anticipation des abeilles, en remarquant que leurs activités de pollinisation étaient significativement accrues lors d'une journée précédant de fortes pluies. La capacité de vol de l'abeille, et donc sa capacité de récolte du pollen, est diminuée en cas de pluie ou lors de journées particulièrement chaudes (Becsi et al., 2021; Neov et al., 2019). Ainsi, 78% des variations dans la capacité de récolte du pollen s'expliqueraient par la température et la radiation solaire (Clarke & Robert, 2018). D'autres études ont démontré qu'un été chaud et sec s'accompagne d'une augmentation des taux de mortalité pendant l'hiver suivant (Beyer et al., 2018; Switanek et al., 2017).

Les effets des variations météorologiques sont parfois plus complexes et non-linéaires. Par exemple, une période sèche et chaude favorise les activités de pollinisation à court terme, mais des effets néfastes sur des abeilles ont été observées lorsque ces conditions se prolongent sur trois jours et plus (Schenk et al., 2018). Des études ont identifié un risque important lorsque survient une rechute de température sous 0 °C au printemps, soit lorsque les abeilles commencent à sortir de la ruche (Becsi et al., 2021; Van Esch et al., 2020). D'autres chercheurs ont observé une augmentation de la mortalité lorsque la température moyenne dépasse 0°C pendant les mois d'hiver (Beyer et al., 2018). À l'inverse, les grands pics de froids hivernaux impliquent aussi un risque, car la température interne de la ruche doit en tout temps demeurer supérieure à 13°C (Hristov et al., 2020).

Pour cette raison, Döke et al. (2015) recommandent de placer les ruches à l'abri du vent dans les endroits où les vents froids d'hiver sont importants. Il n'est pas clair si la topographie prise seule peut affecter notablement la santé d'une colonie (Calovi et al., 2021). Cependant, il est clair que la structure du paysage peut modifier les conditions météorologiques locales, par exemple la température dans le cas des îlots de chaleur. De tels effets indirects seront détaillés plus tard.

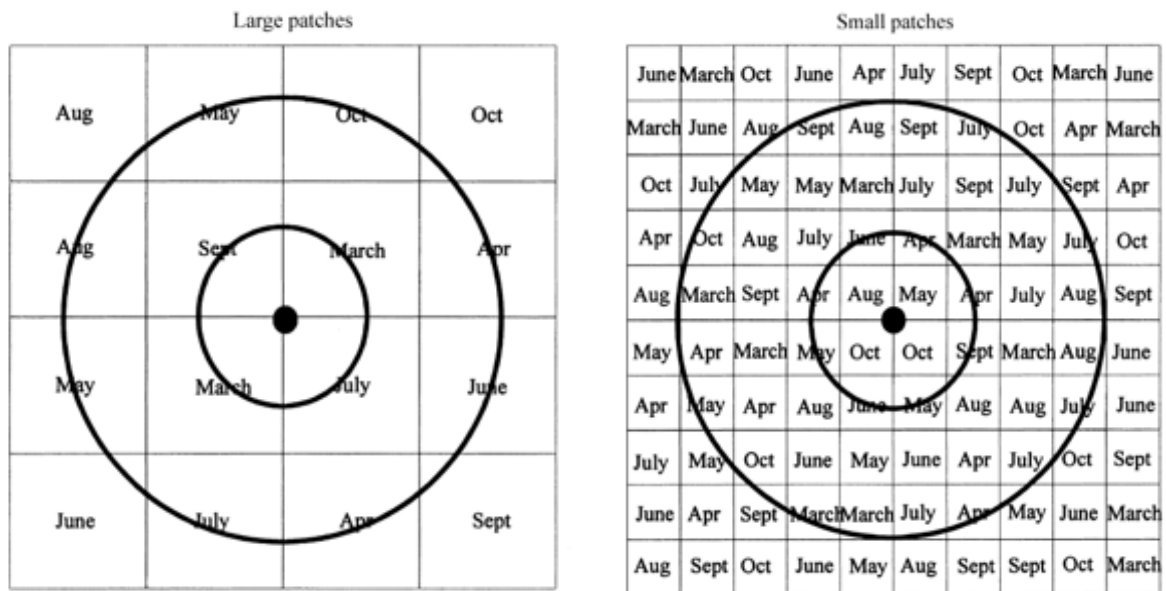
Pour expliquer la mortalité, beaucoup soutiennent que la cause la plus directe de stress constitue les limitations en nourriture. Le manque d'accès aux ressources florales, soit le nectar et le pollen, est souvent identifié comme première source du déclin des colonies d'abeilles et autres pollinisateurs indigènes (Dolezal et al., 2019; Gallant et al., 2014; Ricigliano et al., 2019). Ces deux éléments sont des composantes essentielles de la nutrition des insectes du genre *Apis*. Le nectar constitue la principale source de glucides, tandis que le pollen apporte aux abeilles des protéines et des lipides (Brodschneider & Crailsheim, 2010; Vaudo et al., 2015). Un apport suffisant en pollen est particulièrement critique, car il augmente la résistance des abeilles à différents pathogènes (Alaux et al., 2010; Hristov et al., 2020; Koch et al., 2017) et assure le développement du couvain (Brodschneider & Crailsheim, 2010; Döke et al., 2015).

En plus de l'abondance, la diversité des sources florales pourrait aussi jouer un rôle significatif pour assurer la bonne santé de la ruche. Il fut suggéré que les colonies situées en zones de monocultures ont moins de chance de survivre que celles ayant accès à une plus grande diversité florale (Brodschneider & Crailsheim, 2010; Dolezal et al., 2016). St. Clair et al. (2020) ont trouvé que les abeilles en zones de culture diversifiées avaient un taux de graisses plus élevé, un indicateur de bonne santé. Il n'est toutefois pas établi si la cause directe expliquant cette disparité est due aux différences en apports nutritionnels ou bien à la saisonnalité des floraisons. Par exemple, en zone de monoculture, on comprend que la ruche peut manquer de ressources florales avant et après le pic de floraison du cultivar (Decourtye et al., 2010; Vaudo et al., 2015). Dolezal et al. (2019) ont noté que des paysages à culture intensive de soja peuvent fournir des gains à court terme dans la croissance de la colonie, mais qu'ils répondent difficilement aux besoins de la colonie sur

la durée de la saison. Dans le même ordre d'idée, Alaux et al. (2017) ont observé une amélioration de la santé de l'abeille lorsque celles-ci pollinisent des champs en culture dérobée, c'est-à-dire un champ dont on alterne plusieurs cultures de manière successive. Suivant cette hypothèse sur la période de floraison, des zones florales de petites tailles seraient alors préférables à de grandes zones homogènes (Figure 1).

Figure 1

Effet des saisonnalités de floraison en fonction du rayon de pollinisation



Le mois représente la période de floraison d'une culture donnée. Tirée de Beekman & Ratnieks (2000).

Pour répondre à ces inquiétudes, on observe de plus en plus d'initiatives visant à préserver une diversité florale. Des bandes non-cultivées aux abords des champs ont été proposées pour assurer une pérennité dans les périodes de floraison (Decourtye et al., 2010), avec des résultats prometteurs (Zhang et al., 2023). Aux États-Unis, le Conservation Reserve Program (CRP), visant initialement à préserver les sols cultivés de l'érosion, incite les agriculteurs américains à retirer de la production certaines terres utilisées à des fins agricoles pour les laisser aux espèces végétales indigènes. Suite à ce projet, des chercheurs ont observé que les ruches situées à proximité de zones laissées en friche par le CRP

présentaient un meilleur niveau de santé que celles laissées sur des monocultures (Ricigliano et al., 2019). Malgré ces résultats intéressants, on observe une diminution rapide de la superficie couverte par les CRP dans des États avec de grands marchés d'apiculture commerciale (Otto et al., 2018). Une autre initiative récente encourage les propriétaires fonciers à ne pas tondre la pelouse pour aider les pollinisateurs. C'est le mouvement du « Mai sans tondeuse », ou en anglais « No mow may ». Dans un mois de mai critique pour la croissance de la colonie, les ressources florales sont d'autant plus importantes qu'elles peuvent être rares en ville.

Une quantité minimale et une diversité de ressources florales serait donc nécessaire au fonctionnement optimal de la colonie. Cependant, un flou demeure sur la qualité des différentes provenances des ressources, un troisième aspect encore sous-étudié dans la littérature (Simanonok et al., 2020). Par exemple, on trouve que certains types de pollens pourraient offrir une diète plus complète en nutriments (Di Pasquale et al., 2013). De surcroît, la qualité du pollen varie dans le temps au cours de la saison apicole. Les travaux de Simanonok et al. (2020) suggèrent que la qualité du pollen collecté dans le paysage est variable selon la phénologie florale, et qu'il peut donc y avoir des périodes de pénurie en qualité de pollen en fonction des périodes de floraison. D'autres argumentent que la qualité du pollen est, plutôt que sa diversité, un facteur important de la santé des colonies (Di Pasquale et al., 2016; Quinlan et al., 2022). Parce que peu d'études ont encore abordé le sujet, un important potentiel de recherche demeure concernant les types de cultures offrant de meilleures conditions de butinage.

Dans les pays et les régions nordiques comme le Québec, le risque de manquer de nourriture est mis en lumière en saison hivernale. La pollinisation étant en arrêt, de nombreuses colonies meurent de famine pendant l'hiver. Aux États-Unis, dans les États nordiques où les colonies doivent être hivernées, les apiculteurs connaissent des taux de mortalité significativement plus élevés que pour ceux des États du Sud (Kulhanek et al., 2017). Après l'hiver, la reprise de la pollinisation au printemps est aussi une période cruciale. Lors des premiers redoux printaniers, la reine entre en stade de ponte massive, décuplant la population rapidement (Barron, 2015). Si ces premiers redoux surviennent

trop tôt, et que les jours suivants demeurent trop froids pour que les abeilles sortent récolter, on peut assister à un déclin abrupt de la population pouvant mener à la famine de la colonie (Becsi et al., 2021; Le Conte & Navajas, 2008). Dans la littérature scientifique anglophone, on parle alors de « cold snaps ».

Effets indirects

On a vu les effets directs de composantes environnementales comme les conditions météorologiques ou l'accès aux ressources florales. D'autres variations environnementales peuvent perturber la colonie de manière indirecte par le biais d'un tiers. Les conditions météorologiques en sont encore un bon exemple, car par une forte dépendance spatiale et temporelle, ils sont corrélés avec la flore ou la forme et la topologie du paysage (Quinlan et al., 2022). D'autre part, des conditions chaudes et humides peuvent non seulement affecter directement le métabolisme des abeilles, mais aussi favoriser le développement des spores de parasites fongiques. C'est le cas du champignon *Nosema ceranae*, qui oblige une gestion pathogène accrue dans les régions chaudes (Lee et al., 2015; Youngsteadt et al., 2015). En outre, des périodes de sécheresse peuvent diminuer la floraison et limiter la disponibilité en nectar et en pollen (Calovi et al., 2021).

Le déplacement des ruches commerciales pour la pollinisation est une autre cause indirecte d'effets néfastes sur les abeilles. Simone-Finstrom et al. (2016) ont observé une réduction significative de l'espérance de vie des abeilles ayant subi un déplacement. Le transport expose les abeilles à des conditions environnementales extrêmes. Certains apiculteurs commerciaux doivent s'arrêter pour aérer et donner de l'eau aux abeilles qui, en plus d'être confinées, sont souvent entassées dans un espace clos où la température peut augmenter dangereusement, sans accès à de l'eau (Apiculteur anonyme #3, communication personnelle, 2023). Certes, le transport impose un stress direct sur les abeilles (Melicher et al., 2019), mais il implique également un changement du paysage environnemental à long terme une fois la ruche déplacée (Calovi et al., 2021; Hristov et al., 2020). Cette modification du paysage auquel la colonie est habituée peut perturber les activités de pollinisation des abeilles. La densité géographique des ruches peut aussi être une autre

source d'effets indirects sur la santé. Si l'on sait qu'une trop forte densité peut nuire à l'accès aux ressources florales lorsque celles-ci sont limitées, nous le verrons dans la prochaine section, on sait aussi qu'une forte densité peut favoriser la transmission de maladies pathogènes par le décuplement des interactions entre abeilles (Youngsteadt et al., 2015). Enfin, l'exacerbation de stressseurs parallèles peut aussi se faire de façon indirecte par un paysage floral inadéquat. Par exemple, une nutrition inappropriée peut diminuer les capacités du système immunitaire des abeilles (Alaux et al., 2010; Branchiccela et al., 2019), ce qui fait que les infestations au varroa affectent davantage la santé physiologique des colonies situées dans des paysages cultivés de manière intensive (Dolezal et al., 2016). L'étude de certains types de cultures intensives telles que le soja ou le maïs peut s'accompagner d'effets négatifs indirects par l'utilisation de semences traitées aux insecticides (Long & Krupke, 2016; Lundin et al., 2015). En plus des variables mentionnées affectant de manière générale la santé de colonies, d'autres effets liés aux conditions environnantes s'ajoutent lorsque la ruche est située en zone urbaine.

1.2.2 Apiculture urbaine

Dans la littérature scientifique apicole, seulement une fraction des études est menée en régions urbaines. Il n'y a encore que quelques années, il était impensable d'imaginer l'élevage d'abeilles et même de tout autre animal dans les grandes villes du monde occidental. Aujourd'hui, de plus en plus de citoyens se tournent vers l'apiculture pour diverses raisons. Nous verrons que celles-ci sont parfois inefficaces, voire contre-productives, et que l'apiculture urbaine aurait avantage à être plus étudiée.

L'une des raisons souvent évoquées pour prôner l'apiculture urbaine est la lutte contre le déclin des pollinisateurs (Lorenz & Stark 2015). Il faut ici rappeler qu'*Apis mellifera* n'est qu'un maillon parmi quelque 200 000 espèces de pollinisateurs, et que sa survie est bien loin d'être menacée (Neov et al., 2019). Non seulement questionnable sur le plan de la biodiversité, la pratique d'installer de nouvelles colonies d'abeilles mellifères en ville pourrait aussi nuire aux autres pollinisateurs. Si on mettait en doute cette hypothèse il y a quelques années (McCune, 2018), des études récentes tendent à corrélérer l'abondance

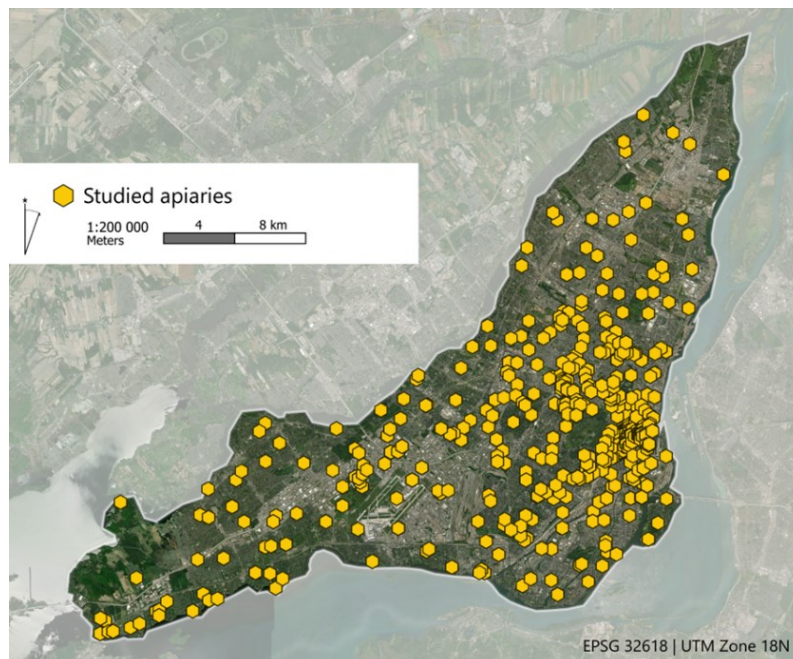
d'abeilles mellifères avec un déclin des abeilles sauvages lorsque les ressources florales sont limitées (MacInnis et al., 2023; McCune et al., 2020; Weissmann et al., 2021). Il faut aussi rappeler l'importance des abeilles sauvages pour assurer une pollinisation exhaustive, certaines plantes ne pouvant être pollinisées par l'abeille mellifère qui est généraliste (Weissmann et al., 2021). Contrôler la densité et l'emplacement des ruches pourrait ainsi faciliter la coexistence entre les abeilles.

Des ruches en ville

On justifie souvent l'apiculture urbaine par la production locale de ressources de la ruche. Si les opinions sur la qualité du miel urbain diffèrent, la possibilité de produire un miel accessible et local est attrayante. L'enjeu ici est qu'une densité de ruches urbaines trop élevée pour les ressources florales peut entraîner une baisse de productivité (Matsuzawa & Kohsaka, 2021). Précisément, à Montréal, un flou demeure sur la question de la densité et des emplacements choisis pour les ruches. Alors qu'on observe une concentration particulière de ruchers autour du centre-ville (Figure 2), on se demande si une telle zone est propice à accueillir un grand nombre de ruches.

Figure 2

Distribution des ruchers étudiés dans ce mémoire sur l'Île de Montréal



Quelques communications médiatiques récentes ont soulevé la crainte de voir la densité de ruches dépasser la capacité d'accueil du territoire urbain (Alton & Ratnieks, 2016; Péricard, 2023; Ziter & Normandin, 2023). Si Alain Péricard, peut-être le premier apiculteur urbain de Montréal, rapportait une récolte impressionnante de 125 kg de miel en 1985, c'est que la ville était alors pratiquement exempte de ruches (Péricard, 2023). Les ruches ne commencent à arriver à Montréal qu'au début des années 2010, et on estime qu'il n'y avait encore que 250 ruches à Montréal en 2013 (McCune et al., 2020; Ziter & Normandin, 2023). Aujourd'hui, un suivi précis et public est encore à faire, et les estimations varient selon la source. On estime parfois qu'il y aurait 700 ruches (Laboratoire sur l'agriculture urbaine (AU/LAB), 2023), parfois un millier (Péricard, 2023). Les estimations les plus fiables proviennent du ministère de l'Agriculture, des Pêches et de l'Alimentation du Québec (MAPAQ). Selon le MAPAQ, il y aurait aujourd'hui quelque 3000 ruches sur l'île de Montréal (MacInnis et al., 2023; Ziter & Normandin, 2023). En théorie, toute ruche doit être déclarée au MAPAQ. En pratique toutefois, certains apiculteurs négligent cette étape. Le registre du MAPAQ ne pourrait ainsi compter que 50% des ruches réelles (Apiculteur anonyme #1, communication personnelle, 2023; Apiculteur anonyme #2, communication personnelle, 2023). Malheureusement, le MAPAQ limite l'accès au registre des ruches à des fins de confidentialité, et ce, même pour des requêtes destinées à une utilisation académique.

En plus de ces craintes issues des apiculteurs, on a commencé à voir des publications scientifiques étudiant la question de la capacité du territoire à soutenir un nombre croissant de ruches. Le territoire urbain étant hétérogène en ressources florales, l'analyse spatiale s'avère un outil utile pour identifier les zones à faible capacité et les zones de surplus floral. De façon précurseure, Stevenson et al. (2020) ont cartographié le territoire londonien, trouvant autour du centre-ville des zones non-durables où la densité d'abeilles dépassait le seuil de capacité. En estimant que 0,83 hectare de fleurs était nécessaire au bon fonctionnement d'une colonie, ils ont évalué que ce seuil de saturation à Londres était de 7,5 colonies par km² d'espaces verts urbains, ou 0,13 km² par colonie. En utilisant ce même seuil de 7,5 colonies par km² d'espaces verts urbains, Casanelles-Abella & Moretti

(2022) ont réalisé une étude similaire pour les villes suisses. Dans toutes les villes étudiées, ils concluent que la quantité de ressources florales n'est pas suffisante pour soutenir la croissance rapide de l'apiculture urbaine que nous connaissons actuellement. D'autres chercheurs ont cartographié le territoire autrichien en régions en le classifiant en différents clusters (Kuchling et al., 2018). Ils ont pu établir une corrélation entre certains types de territoire et le taux de survie des colonies au niveau national. Selon eux, la mortalité en zones semi-naturelles, soit de forêts de conifères et de pâturages, serait moins élevée qu'en zones artificialisées.

Effets de l'urbain sur la santé des ruches

Des entrevues réalisées avec des apiculteurs expérimentés nous permettent d'avancer quelques hypothèses concernant les effets du paysage sur la santé des colonies en ville. D'abord, on suppose que l'emplacement peut influencer sur l'attention reçue par la ruche. En effet, certaines ruches plus difficilement accessibles peuvent être moins fréquemment inspectées par les apiculteurs (Alton & Ratnieks, 2016; Apiculteur anonyme #1, communication personnelle, 2023). Les inspections régulières par les apiculteurs contribuent à réguler de potentielles maladies et d'assurer le maintien d'une reine en bonne santé. L'apiculteur peut effectuer divers traitements de contrôle du varroa, tels que l'acide formique ou l'acide oxalique. Si une ruche est située hors du parcours d'inspection de l'apiculteur, ou dans un endroit difficilement accessible, son inspection peut être négligée ou réduite. En outre, les ruches urbaines sont sujettes à la réglementation provinciale imposant une distance minimale de 15 mètres entre la ruche et toute habitation ou la voie publique (Gouvernement du Québec, 2023). Par conséquent, un grand nombre de ruches sont installées sur les toits des édifices, logiquement plus exposés aux éléments. Une colonie d'abeilles située sur le toit d'un immeuble de 10-15 étages parviendra difficilement à avoir accès aux fleurs et à de l'eau (Alton & Ratnieks, 2016). Sur cela, Young et al. (2024) ont trouvé que les ruches situées à une hauteur de plus de deux étages avaient des chances de survie 32 % inférieures à celles situées à un niveau plus bas.

En outre, l'emplacement en ville déterminera la capacité des abeilles à accéder aux fleurs. Il a été suggéré que le problème d'accès aux ressources florales en zones urbaines soit davantage un problème d'abondance que de diversité (Apiculteur anonyme #2, communication personnelle, 2023). D'abord, l'abondance des fleurs en ville varie selon la période de floraison (Lau et al., 2019; Sponsler et al., 2020). Certains soulignent que le manque d'abondance des ressources florales en ville est d'autant plus évident à l'automne, alors qu'il ne reste que très peu de fleurs dans nos villes à l'exception peut-être de la verge d'or (Sponsler & Johnson, 2025; Apiculteur anonyme #1, communication personnelle). Ensuite, l'abondance en ressources florales varie dans l'espace de la ville (Matteson et al., 2013; Plascencia & Philpott, 2017; Theodorou, Herbst, et al., 2020). Par exemple, les ruches situées en zones densément urbanisées ont peu de ressources à leur disposition, ce qui fait que les abeilles doivent se tourner vers des sources artificielles de glucose, telles que des poubelles ou l'usine de sucre Lantic à Montréal (Apiculteur anonyme #1, communication personnelle, 2023). Cette hypothèse est soutenue par des travaux soulignant l'importance des jardins communautaires et résidentiels pour l'approvisionnement en nectar en ville (Anderson et al., 2023; Plascencia & Philpott, 2017; Tew et al., 2021).

Non seulement une colonie peut être éloignée des ressources florales, mais elle peut aussi faire face à des obstacles structurels. Une ruche cloisonnée entre des immeubles imposants peut potentiellement se retrouver emprisonnée avec un accès restreint aux zones de butinage (Apiculteur anonyme #3, communication personnelle, 2023). Pour expliquer ce phénomène, on parle du concept biogéographique de connectivité. Pour étudier la connectivité, des chercheurs ont classifié le paysage floral à partir d'imagerie satellite et ont pu révéler l'importance de la connectivité dans les activités de pollinisation des insectes pollinisateurs (Abdel Moniem & Holland, 2013; Boscolo et al., 2017). En zones urbaines, le réseau routier constitue un excellent exemple de perturbateur de connectivité. Évidemment, de façon directe, les voitures peuvent entrer en collision avec les abeilles et causer leur décès. Mais aussi indirectement, le trafic peut dissuader les abeilles de traverser la route et donc entraver les activités de pollinisation. De plus, on a observé que les taux

de pollinisation diminuent à mesure que la vitesse du trafic augmente (Fitch & Vaidya, 2021), et que les gaz d'échappement des véhicules peuvent perturber l'odorat des abeilles pour détecter les effluves florales (Girling et al., 2013).

Pour maintenir une bonne connectivité, il est donc nécessaire que les abeilles disposent de corridors reliant la ruche aux ressources florales. Une fois qu'une abeille trouve une zone de récolte, elle peut établir un corridor de déplacement en indiquant aux autres abeilles le chemin à emprunter en effectuant une danse appelée « waggles dance » (von Frisch, 1993). De cette manière, les abeilles mellifères peuvent établir des chemins de pollinisation pouvant atteindre 10 kilomètres (Beekman & Ratnieks, 2000). À Montréal, le Corridor écologique Darlington est un projet novateur d'aménagement de sept kilomètres d'espaces verts contigus (Corridor écologique Darlington, 2023). Dans une vision de connectivité, le Corridor écologique Darlington vise à favoriser le déplacement des animaux et insectes et de préserver la biodiversité urbaine.

1.2.3 Modélisation en apiculture

Les études présentées précédemment ont mobilisé divers angles et outils. La modélisation est une approche intéressante pour appréhender la complexité de l'apiculture tant à l'échelle de la ruche qu'à l'échelle du territoire. Tel que recommandé par Decourtye et al. (2019), notre étude se fait à partir d'un angle géographique et on peut donc parler de modélisation spatialement explicite, respectant les critères mentionnés dans Janowicz et al. (2020). Les modèles utilisés dans les articles présentés mobilisent des notions provenant de chacun des quatre types de modèles suivants.

Modèles géospatiaux

D'abord, il convient de mentionner les modèles géospatiaux à proprement parler. En apiculture, ils visent parfois à guider les apiculteurs dans le choix d'espèces ou de génétique d'abeilles, dans la prédiction de leurs activités, ou encore dans le choix de l'emplacement des ruches (Clarke & Robert, 2018). Un exemple intéressant fût développé en France sous le nom d'ECOBEE. Similairement à notre projet, ECOBEE rassemble des données de

couvertures du sol, des données climatiques et des données sur les profils de végétation afin de classer la qualité des emplacements potentiels d'installation des ruches (Oudou et al., 2014). Sinon, le modèle BEEHAVE développé par Becher et al. (2014) constitue un autre exemple bien connu de modélisation en apiculture. Ce modèle spatial à base d'agents implémenté dans Netlogo permet de simuler les dynamiques intra-colonies de population et de gestion des ressources de pollen et de nectar, tout en intégrant des données sur le paysage environnant. À l'instar de Khoury et al. (2013), BEEHAVE vise à prédire l'ampleur de la mortalité plutôt que d'identifier les causes de celle-ci (Horn et al., 2016). La généralisabilité des modèles géospatiaux est limitée, mais ils trouvent une utilité particulière pour simuler un territoire précis, facilitant la compréhension visuelle et l'intégration d'une ou plusieurs dimensions spatiales.

Modèles statistiques

L'approche par modélisation statistique demeure peut-être la plus fréquemment utilisée dans la littérature scientifique sur la santé des ruches. Dans la plupart des cas, ces études ont cherché à prédire une variable dépendante binaire, soit la survie ou la mort de la colonie (Alaux et al., 2017; Horn et al., 2016; Kuchling et al., 2018; Melicher et al., 2019; Richardson et al., 2023; Van Esch et al., 2020; Young et al., 2024). Pour cette raison, le type de modèle statistique le plus populaire dans le domaine semble être le modèle de régression logistique, ou logit. D'autres études ont utilisé des modèles de régressions linéaires, notamment pour prédire la quantité de miel et pollen (Requier et al., 2015; Sponsler & Johnson, 2015), la population de la ruche (Dolezal et al., 2019), le taux de graisses individuelles (Dolezal et al., 2016), ou le niveau d'activité de butinage dans la ruche (Clarke & Robert, 2018). D'autres approches statistiques, quoique moins fréquemment rencontrées, sont les modèles ANOVA (Dufour et al., 2020; Smart et al., 2016; Zhang et al., 2023) et les modèles additifs (Requier et al., 2017; Simanonok et al., 2020). Dans l'ensemble, un grand nombre d'études récentes utilisant des modèles statistiques incluent un coefficient aléatoire sur une variable discrète tel que l'année ou l'emplacement géographique. Cette approche permet de tenir compte d'effets extérieurs comme les variations météorologiques ou les différences dans les techniques de gestion apicole.

Modèles d'intelligence artificielle

En dépit des avancées technologiques récentes dans le domaine de l'intelligence artificielle (IA), peu d'études sur la santé des abeilles ont intégré des algorithmes d'apprentissage machine dans leurs modèles, (Dimitrijević & Zogović, 2022). Quoique limités par un accès difficile à de grands jeux de données, les travaux utilisant l'IA en sciences apicoles ont présenté des résultats prometteurs pour des tâches prédictives et la compréhension d'interactions complexes. Pour n'en nommer que quelques exemples, Switanek et al., (2017) ont testé différents modèles pour évaluer l'effet des conditions météorologiques sur la mortalité hivernale. Ils ont obtenu les meilleurs résultats avec un modèle augmenté avec un algorithme de régression k-nearest neighbor. À partir des conditions internes et locales de la ruche, Ngo et al. (2021) ont pu prédire les dynamiques de population en utilisant un modèle de réseaux convolutionnels temporels. Quinlan et al., (2022) ont utilisé un modèle de régression random forests pour prédire l'effet du climat et du type de culture à l'emplacement de la ruche. L'approche de Calovi et al. (2021) a démontré des résultats intéressants pour prédire la survie des colonies en utilisant un classifieur random forests. Même si les modèles utilisant l'IA peuvent requérir davantage de données et de temps de traitement par rapport aux modèles statistiques, les algorithmes d'apprentissage automatique offrent généralement davantage de précision pour déterminer l'importance relative de chaque paramètre, en plus de pouvoir détecter les interactions complexes et non-linéaires (Bergen et al., 2019; Farley et al., 2018). Proposés par Breiman (2001), les arbres de forêts décisionnelles aléatoires ou random forests, demeurent actuellement l'un des algorithmes les plus puissants, généralisables et interprétables dans les sciences géomatiques (Bergen et al., 2019; Rodriguez-Galiano et al., 2012).

Modèles d'analyse de survie

Enfin, un dernier type de modèle peut s'avérer utile pour notre cas d'étude: l'analyse de survie. Ces modèles peuvent prédire l'espérance de vie et le taux de risque en fonction du temps. Ils nécessitent deux variables dépendantes: **1)** la variable E, l'événement de censure, et **2)** la variable T, qui correspond au temps passé avant que l'événement E ait survécu ou

non. Par exemple, E peut-être la variable binaire indiquant si la mort est survenue au cours de l'étude, et T celle indiquant le temps de survie. L'intérêt principal de ce type d'analyse est sa capacité à considérer le temps de survie des événements censurés, ajoutant une information supplémentaire cruciale au modèle (George et al., 2014). Dans la littérature apicole, on retrouve parfois les estimateurs Kaplan-Meier ou le Cox Proportional Hazards (Cox PH), utilisé par Di Pasquale et al. (2013) et Bruckner et al. (2023). Aujourd'hui, l'état de l'art en matière d'analyse de survie pour les ensembles de données à grande échelle sont les modèles augmentés par l'apprentissage automatique (Moncada-Torres et al., 2021; Suresh et al., 2022), tels que Random Survival Forests (RSF) (Ishwaran et al., 2008). Ce type de modèle, non-paramétrique, a l'avantage de ne pas nécessiter de paramétrisation *ad hoc*, une tâche laborieuse et pouvant mener à un surentraînement du modèle, ou *overfitting* (Moncada-Torres et al., 2021).

1.2.4 Sur le GéolA

Émergence et développements

Au milieu des années 1960, le chercheur britanno-canadien Roger Tomlinson introduit en premier le terme « système d'information géographique » (SIG / GIS) dans le cadre du CGIS, un projet cartographique avec le gouvernement canadien (Longley et al., 2015). C'est une vingtaine d'années plus tard, alors que l'accès aux ordinateurs se généralise, que les applications des SIG décuplent dans l'industrie et les instances gouvernementales (Longley & Cheshire, 2017). Lorsque Goodchild (1992) propose l'adoption des SIG en tant que science, il envisage les possibilités de recherche découlant des statistiques spatiales, de la modélisation spatiale et de l'analyse spatiale. Dans les années suivant les débuts de la GIScience, la science de l'information géographique, plusieurs types de données géospatiales et plusieurs méthodes quantitatives pour l'analyse spatiale furent introduites par les chercheurs (Burrough & McDonnell, 1998). Un grand nombre de ces méthodes sont utilisées dans ce mémoire, notamment l'interpolation et le calcul de statistiques de zone. Aujourd'hui, le terme parapluie GIScience fournit un cadre basé sur la science pour utiliser

et généraliser l'expérience d'utilisation des SIG (Goodchild, 2019; Longley & Cheshire, 2017).

Dans les dernières décennies, le contexte de recherche en GIScience s'est métamorphosé, passant d'un environnement pauvre en données à un environnement riche en données (Miller & Goodchild, 2015). L'accès à des volumes croissants de données géographiques a facilité l'intégration de l'IA en GIScience, une évolution déjà envisagée il y a une trentaine d'années (Couclelis, 1986; Openshaw & Openshaw, 1997; Smith, 1984). Toutefois, c'est réellement depuis la seconde moitié des années 2010 que l'on utilise le terme GéolA et que l'on observe un décuplement des études publiées dans le domaine (Hu et al., 2024; Mao et al., 2018). Hélas, le terme est aujourd'hui souvent utilisé comme un mot à la mode, ou *buzzword*, souvent pour actualiser des articles de valeur questionable (Hu et al., 2024). Il n'existe pas de consensus pour une définition concise de ce que représente ou regroupe le GéolA. Dans son expression la plus générale, des auteurs respectés définissent le GéolA comme le domaine interdisciplinaire reliant la géographie et l'IA (Hu et al., 2019). Pour notre part, nous préférons définir le domaine du GéolA comme « l'ensemble des méthodes combinant l'intelligence artificielle à l'analyse géospatiale ».

Tant le GéolA que la GIScience au sens large s'appuient et se développent avec les avancées technologiques récentes (Goodchild, 2019; Janowicz et al., 2020). Trois avancées ont particulièrement profité aux méthodes issues du GéolA: **1)** la progression des modèles basé sur l'apprentissage automatique, **2)** le gain en précision et en couverture de l'imagerie satellite, et **3)** l'accès à des données géoréférencées de masse; trois arguments contribuant à l'essor de la discipline (Li, 2020) et ayant rendu possibles les deux études présentées dans les chapitres suivants. Comparativement aux approches statistiques traditionnelles, conçues pour être utilisées sur des données de petite taille et de bonne qualité, le GéolA apporte plusieurs avantages dont sa capacité à traiter de grandes quantités de données, à saisir des interactions complexes et non-linéaires entre les variables, à tolérer la présence de bruit dans les données, et à effectuer des prédictions avec une plus grande précision (Li & Hsu, 2022). Pour cela, et en particulier en raison de la grande quantité de métriques spatiales, l'utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique tels que les arbres

décisionnels est efficace et bien répandue dans la modélisation de l'adéquation écologique des habitats (Debeljak & Džeroski, 2011).

Paradigmes et applications du GéolA

L'IA et les sciences de l'information sont parfois scindées entre une approche axée sur la connaissance et une autre axée sur les données. La seconde est de loin la plus populaire aujourd'hui dans le domaine des GIScience (Longley et al., 2015) et particulièrement du GéolA (Lavallin & Downs, 2021; Li, 2020). Traduite de l'anglais *data-driven*, l'approche axée sur les données vise à extraire de nouvelles informations à partir des données initiales, par exemple en mettant en lumière des patterns contre-intuitifs ou inattendus (Bergen et al., 2019; Janowicz et al., 2020; Miller & Goodchild, 2015). Dans ce mémoire, en adoptant l'approche *data-driven* du GéolA, on vise à extraire des variables environnementales clés pour représenter, interpréter ou visualiser comment le paysage avoisinant influence la santé des colonies. Les méthodes s'inscrivant dans l'approche du GéolA s'appliquent dans toutes les sphères des sciences géomatiques. Elles sont utilisées tant pour des contextes de géographie humaine que physique (Bergen et al., 2019; Hu et al., 2024; Janowicz et al., 2020; Lavallin & Downs, 2021). En pratique, les principales applications du GéolA consistent à effectuer des tâches telles que la classification, la segmentation, l'interpolation, la régression et la détection d'objets. La combinaison de la modélisation spatialement explicite avec l'utilisation de méthodes d'apprentissage automatique, comme c'est le cas dans les deux articles présentés plus tard, est considérée comme l'une des avenues les plus prometteuses dans le domaine du GéolA (Janowicz et al., 2020).

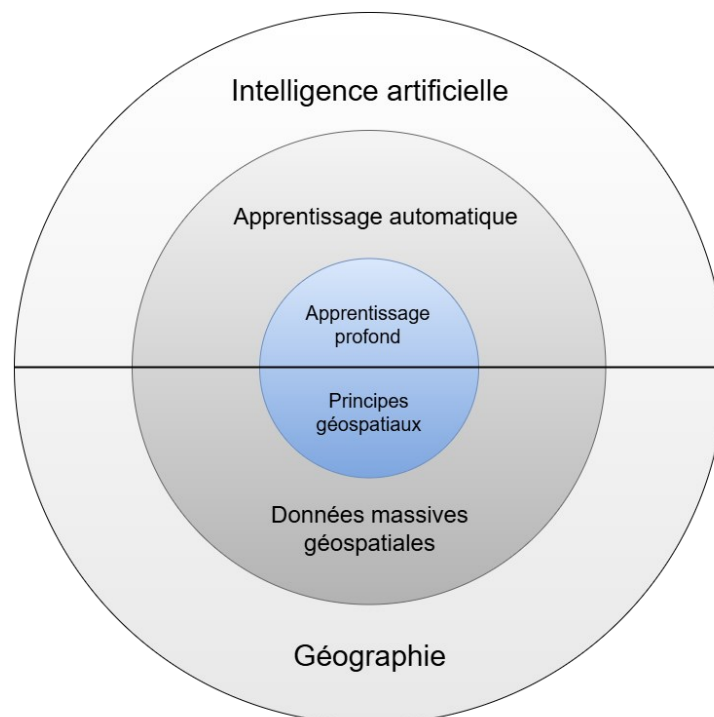
L'un des principaux défis fréquemment identifiés en GéolA est le souci d'interprétabilité (Hu et al., 2024; Sun et al., 2022). Lors du choix du modèle, la règle générale est d'opter pour le modèle expliquant le plus en utilisant le moins de variables et en étant le plus simple possible (Miller & Goodchild, 2015). Certains auteurs ont tenté de lier le domaine de l'IA explicative avec le GéolA (Xing & Sieber, 2023). Ce mémoire attaque le défi de l'interprétabilité en combinant modèles statistiques et d'apprentissage automatique ainsi qu'en effectuant des prédictions découlant des données géospatiales. Cela permet

d'extrapoler et de cartographier les effets du paysage sur une population écologique, ce que Kraft (2011) présente comme la modélisation environnementale intégrée. À l'époque du *Big Data* en écologie (Farley et al., 2018), cette approche a été appliquée avec succès sur des espèces animales et dans des contextes géographiques différents (LeDee et al., 2008; Zlinszky et al., 2015). En résumé, d'un côté l'analyse géospatiale nous permet d'intégrer des métriques de paysage avec les données apicoles. De l'autre, l'utilisation de modèles basés sur des algorithmes d'IA permet d'analyser et de mieux comprendre les interactions complexes entre les variables provenant de jeux de données importants. Comme l'argumente Michael Goodchild dans Hu et al. (2024), le GéolA et ses applications causent une rupture avec la science et les critères qui lui sont traditionnellement associés. C'est pourquoi le GéolA ne remplacera pas la GIScience, mais lui fournira plutôt de nouveaux outils puissants afin de mener des études telles que celles ci-présentes.

Figure 3

Une vue d'ensemble du domaine du GéolA au stade actuel

GéolA: une vue d'ensemble



Adaptée de Li & Hsu (2022).

1.3 Matériel

Tout juste avant de présenter les articles, il convient de donner un aperçu du matériel utilisé dans le mémoire. Nous verrons dans cette section les jeux de données utilisés, d'abord les données géospatiales sur les ruches et ensuite les données de télédétection, ainsi que quelques justifications quant à leur utilité pour parvenir aux objectifs cités en introduction.

1.3.1 Données géospatiales apicoles

L'une des forces de ce mémoire est qu'il s'appuie sur des données solides. Il est important de mentionner qu'un nombre considérable d'études sur les abeilles ne furent pas citées dans les sections précédentes en raison d'une méthodologie jugée faible découlant d'un petit nombre de ruches suivies. En comparaison, notre approche méthodologique se base sur de nouveaux jeux de données, qui sont sans précédent à la fois en taille et en couverture géographique. Dans ses fondements, le projet découle d'un partenariat avec Nectar Technologies, une compagnie montréalaise offrant divers services technologiques de suivi aux apiculteurs commerciaux. Nectar a accepté de partager, pour le projet, un jeu de données anonymisé répertoriant l'emplacement géographique et l'état de santé de quelque 6700 colonies dans la province de Québec entre 2021 et 2023. Les données ont été collectées sur le terrain par les apiculteurs à l'aide de l'application mobile de Nectar lors d'inspections régulières. Chaque inspection indique de la même façon si la colonie était vivante ou non au moment de l'inspection, standardisant dès lors les entrées, l'un des grands défis du *Big Data* (Farley et al., 2018; Lavallin & Downs, 2021). En bref, le grand nombre de ruches suivies fait du jeu de données géoréférencées fourni par Nectar une opportunité unique et sans précédent en sciences apicoles.

En parallèle, nous avons pu former un autre jeu de données géoréférencées, mais cette fois porté sur l'apiculture urbaine. Alvéole est une compagnie apicole proposant des services de location et de maintien de ruches en ville, opérant plusieurs centaines de ruches à Montréal. Pour donner suite aux travaux de Young et al., (2024), il fut possible d'accéder

au jeu de données d'Alvéole à Montréal, comportant des rapports sur plus de 600 ruches entre 2017 et 2022. Ensuite, l'autre acteur majeur sur les abeilles à Montréal est la coopérative apicole Polliflora, anciennement Miel Montréal, qui opère quelques ruchers à Montréal en plus de développer des jardins pour les pollinisateurs. À l'automne 2023, une vingtaine de ruches ont été visitées sur l'Île de Montréal avec un apiculteur expérimenté de Polliflora. En se déplaçant notamment aux résidences et au Campus MIL de l'Université de Montréal, ainsi qu'au Cégep de Saint-Laurent, nous avons pu évaluer l'historique connu de santé des ruches ainsi que leur niveau de santé ponctuel. En combinant les rapports sur les ruches urbaines de Nectar avec ceux de Polliflora, on obtient un jeu de données complémentaire, venant d'une source différente au jeu d'Alvéole. Une telle approche donne davantage de poids à nos résultats en permettant de tester et de valider la généralisabilité des modèles entraînés sur des données externes, limitant l'incertitude (Longley et al., 2015). La comparaison de performance du modèle est une procédure standard et essentielle en modélisation écologique en raison des variations environnementales locales (Reuter et al., 2011). Pour l'ensemble des données données apicoles, trois variables sont mobilisées pour l'analyse: **1)** l'état de survie de la ruche lors de l'inspection, **2)** les coordonnées géographiques de la ruche et **3)** la date de l'inspection. En bref, les coordonnées géographiques permettent d'extraire une multitude de données environnementales, tandis que la date de l'inspection permet de faire un suivi temporel sur l'âge de la colonie.

1.3.2 Données issues de la télédétection

Notre approche fait aussi appel à des données satellites de couverture du sol et de végétation. Couplées aux données apicoles, des images satellites haute-résolution nous ont permis de broser le portrait des ruches en milieux urbains. À partir de l'emplacement géographique, un portrait du paysage environnant fut réalisé pour chaque colonie afin d'exécuter diverses analyses géospatiales. Des recherches similaires à la nôtre ont utilisé des données de couverture du sol à différentes échelles. Dépendamment de la taille de la région d'étude, la résolution varie de 10 m pour des analyses locales (à l'échelle d'une ville,

par exemple) à 10 km pour des analyses nationales (Becsi et al., 2021; Gallant et al., 2014; Schmolke et al., 2019; Switanek et al., 2017; Van Esch et al., 2020).

Tableau 1 Spécifications techniques de quelques sources de produits satellites

Capteurs	Résolution spatiale	Fréquence d'acquisition	Résolution spectrale	Couverture géographique	Coût
Drone	< 1 m	Sur demande	Faible	Terrain	Modéré
Avion	< 1 m	Sur demande	Modérée	Locale	Élevé
Satellite sur demande	< 1 m	Sur demande	Bonne	Régionale	Élevé
Produits					
PlanetScope	3 m	Quasi-quotidienne	Modérée	Régionale*	Modéré**
Sentinel-2	10 - 20 m	5 jours	Bonne	Continentale	Faible**
Landsat	30 m	16 jours	Bonne	Continentale	Faible**
MODIS	250 - 500 m	Quotidienne ***	Bonne	Continentale	Faible**
Critères					
Insuffisant	Non-optimal	Optimal			

*Avec l'expansion de sa flotte, PlanetScope tend vers aujourd'hui vers une couverture continentale

**Les recherches académiques telles que ce mémoire ont un accès gratuit à ces types de produits

***Pour les produits MODIS, seules les meilleures valeurs sont accessibles par période de 8 jours pour le FPAR et de 16 jours pour l'EVI.

Adapté de Dixon et al. (2021).

Selon Dixon et al. (2021), parmi la liste étudiée dans le Tableau 1, les images satellites PlanetScope sont celles qui présentent les caractéristiques les plus intéressantes pour l'étude de paysages floraux. C'est-à-dire une résolution au sol de 3 mètres –en réalité 3,7 m–, une résolution temporelle quasi-quotidienne et des capteurs multispectraux 8 bandes suffisants pour l'analyse spectrale du paysage floral. Un forfait académique de la

compagnie Planet nous offre un accès gratuit avec quotas à des images de la constellation PlanetScope prétraitées pour les corrections géométriques et radiométriques.

L'approche méthodologique utilisée dans ce mémoire est inspirée de plusieurs travaux récents. D'abord Casanelles-Abella & Moretti (2022), qui ont utilisé une combinaison d'orthophotos et d'imagerie satellite haute-précision à résolution de 10 m pour modéliser la durabilité de l'apiculture par régions en Suisse, mais aussi Kuchling et al. (2018), qui ont classifié le territoire autrichien par classes à l'échelle nationale pour évaluer l'effet des types de paysages, et enfin Young et al. (2024), qui ont utilisé des données de végétation et du réseau routier urbain pour étudier la santé des ruches urbaines. Pour le premier article, nous avons utilisé des produits d'une résolution spatiale de 3,7 mètres de la gamme de satellites SuperDove de PlanetScope présentant une couverture nuageuse minimale (< 1%). Pour le second article, avec la couverture du territoire sur l'ensemble de la province de Québec, il ne fut pas possible d'utiliser des images à très haute résolution en raison de limites computationnelles. La carte de l'inventaire annuel des cultures produite par Agriculture et Agroalimentaire Canada (Agriculture et Agroalimentaire Canada, 2023) offre une classification du sol précise faite à partir d'imagerie optique et de radar à ouverture synthétique à une résolution spatiale de 10 m. Distinguant 73 classes de couverture du sol, ce produit est un bon exemple d'applications du GéolA pour produire des cartographies de qualité, à grande échelle, tout en permettant une mise à jour annuelle à faible coût.

En complément aux classifications fixes, des indices de végétation dynamiques comme l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) ou le rayonnement photosynthétiquement actif fractionné (FPAR) sont depuis longtemps utilisés dans l'étude des écosystèmes terrestres dans les domaines de la télédétection et de la modélisation géospatiale. Le NDVI se calcule par le rapport normalisé entre la réflectance dans la bande du spectre de l'infrarouge et celle du rouge. Le FPAR peut être calculé en utilisant différentes approches, mais une méthode courante consiste à appliquer un modèle de transfert radiatif basé sur la relation entre la réflectance du sol et de la végétation, ainsi que sur les propriétés optiques des feuilles végétales (Wiegand et al., 1991). La série MODIS offre dorénavant des produits de FPAR avec le calcul de transfert radiatif déjà

exécuté. En somme, des indices tels que le NDVI et le FPAR permettent d'étudier les relations entre les mesures au sol de la richesse en espèces et les mesures satellitaires de la productivité et de la fonction de la végétation (Duro et al., 2007; Perez et al., 2016). Ils sont reconnus comme des indicateurs fiables pour mesurer la productivité des cultures (Johnson, 2016; Wiegand et al., 1991). De tels produits de télédétection peuvent être extraits pour analyse avec Google Earth Engine et son extension Python, par exemple.

Tandis que la collecte de données géospatiales et l'achat de produits de télédétection totalisent souvent de 60 à 80 % des coûts de projets de recherche en géomatique (Longley et al., 2015), l'accès gratuit à de telles données de masse n'aurait pu être envisagé il n'y a encore que quelques années. Dans les prochains chapitres, nous verrons comment ces données ont pu être mobilisés pour réaliser deux études de cas: une première en apiculture urbaine et une seconde en apiculture commerciale.

Chapitre 2 – Premier article

Présentation de l'article

Julien Vadnais, Liliana Perez & Nicolas Coallier (2024). Understanding the impact of landscape composition on urban beehives' health: a GeoAI approach.

Le premier travail présenté porte sur le cas de l'apiculture urbaine, une pratique de plus en plus populaire. À partir d'imagerie satellite et de trois excellents jeux de données sur la santé de ruches à Montréal, on cherche à comprendre les effets du paysage dans la survie ou la mort des colonies en ville. L'article utilise plusieurs méthodes de pointe issues du GéolA et de la GIScience. Il est actuellement en processus de révision à l'*International Journal of Digital Earth* sous le titre *Understanding the impact of landscape composition on urban beehives' health: a GeoAI approach*.

Les données et le matériel qui soutiennent les conclusions de cette étude peuvent être disponibles sur demande auprès de l'auteur correspondant, JV. Certaines données ne sont pas accessibles au public en raison de l'inclusion du lieu, qui pourrait compromettre la vie privée des participants à la recherche. Les données de la ville de Montréal sont accessibles au public à l'adresse <https://donnees.montreal.ca/dataset>. Les données d'Alvéole sont disponibles à partir du lien dans Young et al. (2024). Le carnet Jupyter du code utilisé dans cette étude est accessible dans le répertoire GitHub de JV.

Accords des co-auteurs

Conceptualisation, Julien Vadnais, Liliana Perez & Nicolas Coallier ; méthodologie, JV, LP & NC ; programmation, JV ; analyse formelle, JV ; validation, JV, NC & LP ; curation des données, JV, NC ; rédaction - préparation du premier manuscrit, JV ; rédaction - révision et édition, JV, LP & NC ; visualisation, JV ; supervision, LP, NC

En tant que co-auteure et co-auteur, j'autorise Julien Vadnais à présenter l'article *Understanding the impact of landscape composition on urban beehives' health: a GeoAI approach* dans son mémoire de maîtrise.

La deuxième auteure, *Liliana Perez*

Le troisième auteur, *Nicolas Coallier*

Résumé

Understanding the impact of landscape composition on urban beehives' health: a GeoAI approach

Julien Vadnais^{1,3}, Liliana Perez^{1,4}, Nico Coallier^{2,5}

¹Département de géographie, Université de Montréal, Montréal, QC, Canada

²Nectar Technologies Inc., Montréal, QC, Canada

³j.vadnais@umontreal.ca* ; ⁴l.perez@umontreal.ca ; ⁵nico@nectar.buzz

*Corresponding author

Abstract:

For over two decades, beekeepers have struggled with growing challenges surrounding the health and survival of honey bee (*Apis mellifera*) colonies. Managed colonies in urban settings are not exempted, as human activities and urbanization have made cities complex environments for wildlife and biodiversity. Despite these challenges, urban beekeeping is on the rise, demanding a deeper understanding of factors influencing colony survival in city environments. Our study centers on assessing the health of urban beehives, placing particular emphasis on surrounding landscape composition. Leveraging three datasets comprising over 2,500 reports on some 700 hives in Montreal, Canada, we used a General Linear Mixed Model to assess the impact of varying landscape composition metrics, and a Random Survival Forests model to estimate the importance of landscape features in predicting colony lifespan. Our findings highlight that an increase in water coverage within a 250-meter radius and bare soil within a 1,000-meter radius are associated with a 50% reduction in survival odds. Conversely, a higher proportion of tree cover within a 50-meter radius correlates with improved colony health. The study offers significant contributions to the field of beekeeping and environmental monitoring practices, aiming to improve colony health and support the sustainability of urban apiaries.

Keywords: Urban beekeeping; landscape composition; spatial analysis; survival analysis, machine learning

2.1 Introduction

Pollination makes for a major ecosystem service, through which insects contribute to the maintenance of the biodiversity and the enhancement of agricultural production. As pollinators face declines of populations and diversity, landscape dynamics such as habitat loss, degradation and fragmentation, are often pointed out as the major cause (Brown & Paxton, 2009; Carré et al., 2009; Decourtye et al., 2019; Potts, Biesmeijer, et al., 2010;

Winfree et al., 2011). In terms of abundance, the managed honey bee (*Apis mellifera*) is perhaps the least threatened pollinator species, due to its large distribution and commercial breeding throughout the world. Yet, from pesticides to pathogens, commercially managed bees face a long list of threats (Decourtye et al., 2019; Willcox et al., 2023), resulting in notorious issues of poor health and high mortality rates. The latter is especially true in Canada and the USA, where beekeepers have reported unprecedented annual losses in recent years, sometimes as high as 45% (Kempers et al., 2023; Steinhauer et al., 2023).

Meanwhile, in several major cities around the world, a resurgence of interest for urban beekeeping has been observed in the last decades. Recognized as a bioindicator species, honey bees are seen by the public as an environmental symbol, a means of promoting biodiversity in cities and a way of encouraging local agricultural production (Alton & Ratnieks, 2016; Gouvernement du Québec, 2023; Laboratoire sur l'agriculture urbaine (AU/LAB), 2023; Ziter & Normandin, 2023). Alton & Ratnieks (2016) listed and criticized many urban beekeeping communication campaigns that used the installation of beehives as a means of tackling the biodiversity crisis— what they called “bee-wash”. In reality, the honey bee as a species is far, well far from extinction. Moreover, central districts of western cities are often already home to a large number of beehives. Consequently, adding bees in bees-saturated areas could even be counter-productive to maintaining the health of the hives (Péricard, 2023; Stevenson et al., 2020; Young et al., 2024). In 1985, beekeeper Alain Péricard was among the firsts to bring a beehive in Montreal, Canada, where latest estimations count nearly three thousand beehives (MacInnis et al., 2023; Péricard, 2023; Ziter & Normandin, 2023). As beehive densities add up, concerns have emerged about possible competition between honeybees and wild bees for the gathering of floral resources, with recent research showing mixed results (Garibaldi et al., 2013; MacInnis et al., 2023; McCune et al., 2020; Stange et al., 2017; Weissmann et al., 2021). Nevertheless, the benefits of beekeeping within cities remain, and it seems that many of the concerns surrounding urban beekeeping are linked to the supporting capacity of the urban environment.

The capacity of urban landscapes to support populations of insects is complex and still poorly studied (Theodorou, Radzevičiūtė, et al., 2020). Some urban environments can shelter a surprisingly vast biodiversity (Ayers & Rehan, 2021; Hall et al., 2017). Using geographic information systems (GIS) and DNA analysis, Fox et al. (2022) found that beehives located near cities gathered a larger diversity of floral resources than their countryside counterparts. However, in cities, diversity and abundance of floral resources are highly dependent on residential gardens (Tew et al., 2021) and it is agreed that bees and other pollinators suffer from habitat loss and fragmentation in built-up areas (Decourtye et al., 2019; Harrison & Winfree, 2015). Because they have more vegetation and less building densities, suburban areas tend to be more hospitable to bees than city centers (Hinners et al., 2012; Martins et al., 2017; Matteson et al., 2013). Limited by access to large and accurate datasets on wild bees, literature remains unclear whether urban environments are more favorable to managed or wild bees (Ayers & Rehan, 2021). Precisely, it is because of their complex and heterogeneous nature that urban environments can hardly be categorized as *good* or *bad* for bees and other pollinators. For this reason, we justify small-scale or high-resolution studies to desegregate urban areas into precise landscape mosaics. As discussed by Decourtye et al. (2019), many scholars study bees' health while focusing on a landscape approach. For instance, this can mean looking at multitemporal landscape evolution or assessing structural landscape metrics. Landscape metrics can be split in two categories: composition and configuration (Gustafson, 1998; McGarigal, 2013). While composition refers to the number of landscape classes and the proportion of each, configuration corresponds to the spatial characteristics and the relationships between land patches—or, whether the landscape is fragmented or connected. Both composition and configuration have been largely targeted as drivers of pollinators' diversity and abundance in natural and built environments (Martins et al., 2017; Steckel et al., 2014; Theodorou, Herbst, et al., 2020)

To choose a geographical scale for analysis also makes for an important decision, one which is often limited by data accessibility. Some research defined their study area at a regional level (Alaux et al., 2017; Dolezal et al., 2019; Sponsler & Johnson, 2015) while

others have expanded to a national scale (Carré et al., 2009; Kuchling et al., 2018; Van Esch et al., 2020). At both scales, we observe that pollination activities are highly dependent on the landscape and access to a diversity of melliferous flower resources. However, of all reviewed studies, only a few describe the effects of landscape on bees within cities. Casanelles-Abella & Moretti (2022) used geospatial data on beehive densities and urban green space (UGS) coverage to map the sustainability of beekeeping within Swiss cities. They found that, in all the towns studied, the landscape would not provide sufficient floral resources to maintain the amount of hives. In a similar study, Stevenson et al. (2020) mapped unsustainable and surplus areas in London, UK. In Oslo, Sweden, Stange et al. (2017) mapped the pollinator habitat quality using the ESTIMAP model (Zulian et al., 2013) and compared field observations using bee traps to estimate honeybee foraging pressure. In a similar study using bee traps in Wisconsin, Anderson et al. (2023) highlighted the difference in managed and unmanaged UGS. In Montreal and Toronto, Canada, a study by Young et al. (2024) modeled various environmental parameters, linking air pollution, elevation (e.g. ground of rooftop) and surrounding hive density to the probability of hive survival. Although the aforementioned studies provide valuable contributions, to our knowledge, few of them have had access to vast datasets such as the one used in this study, very high resolution (VHR) geographical data is yet to be used to understand the effect of landscape on bees. Here, we combine three unique datasets of health reports of beehives located in Montreal, Canada. Our study is inspired by the works of Kuchling et al. (2018) –but within city areas– and of Young et al. (2024) –but with VHR mapping and focusing on landscape metrics. This study contributes to beekeeping and ecological sciences while developing an innovative geospatial and machine learning framework.

In the following sections, we first present the beekeeping and remote sensing datasets. Then, we describe the framework used to calculate the landscape metrics, as well as the modeling approaches. Afterwards, we list the principal results derived from selected models. Finally, we propose a discussion to provide an interpretation of the results, followed by a conclusion setting out the implications and the outcomes of this study.

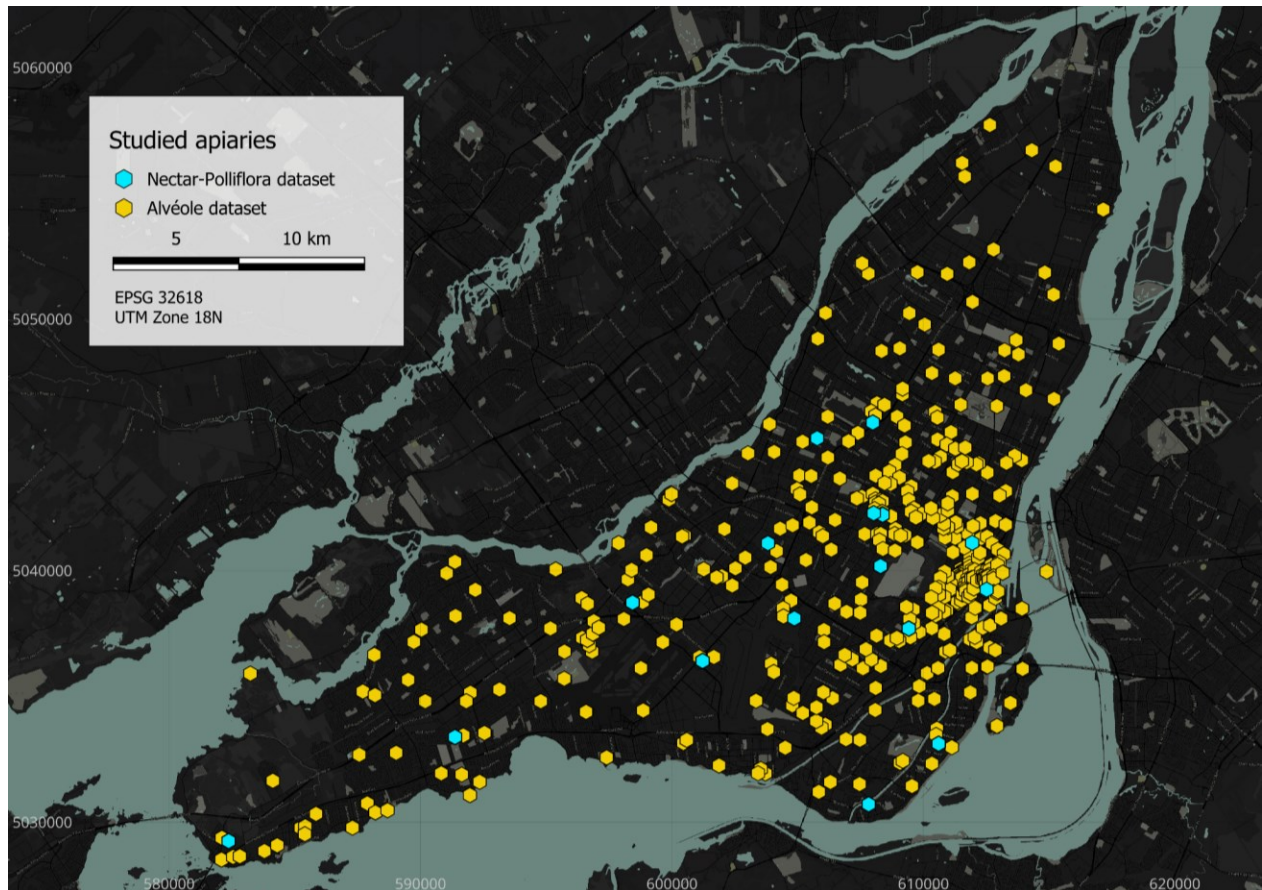
2.2 Material and methods

2.2.1 Honey bee colony health datasets

The study is based on three distinct geospatial datasets covering the island of Montreal ([Figure 4](#)). First, we worked with a dataset comprising wintering survival reports of urban beehives operated by beekeeping services company Alvéole between 2017 and 2022. This unique and valuable dataset, which includes geo-referenced reports on 684 hives, has been made available and preprocessed thanks to the works of Young et al. (2024). To form this dataset, all hives were inspected once in the spring by Alvéole's beekeepers. The hive's overwintering survival is then reported as alive or dead. We could access a second dataset provided by precision beekeeping company Nectar Technologies. This dataset consists of health gradings of 61 beehives, as evaluated and noted by field beekeepers since 2021 through Nectar's mobile application. Nectar's reports are created whenever the beekeepers inspect or manage the hive and so at varying time intervals. All reports include the time and date of inspection, and the health status of the colony, which can be reported either as dead, poor, medium, or strong. A poor health status indicates a colony believed to be dying, as assessed by the beekeeper. Building on this dataset, we reproduced Nectar's framework to include 22 additional hives managed by beekeeping cooperative Polliflora. This data was acquired in 2023 with the help and the knowledge of a Polliflora beekeeper using ArcGIS Survey123 in place of Nectar's application.

Figure 4

Geographic distribution of the studied apiaries on the Island of Montreal



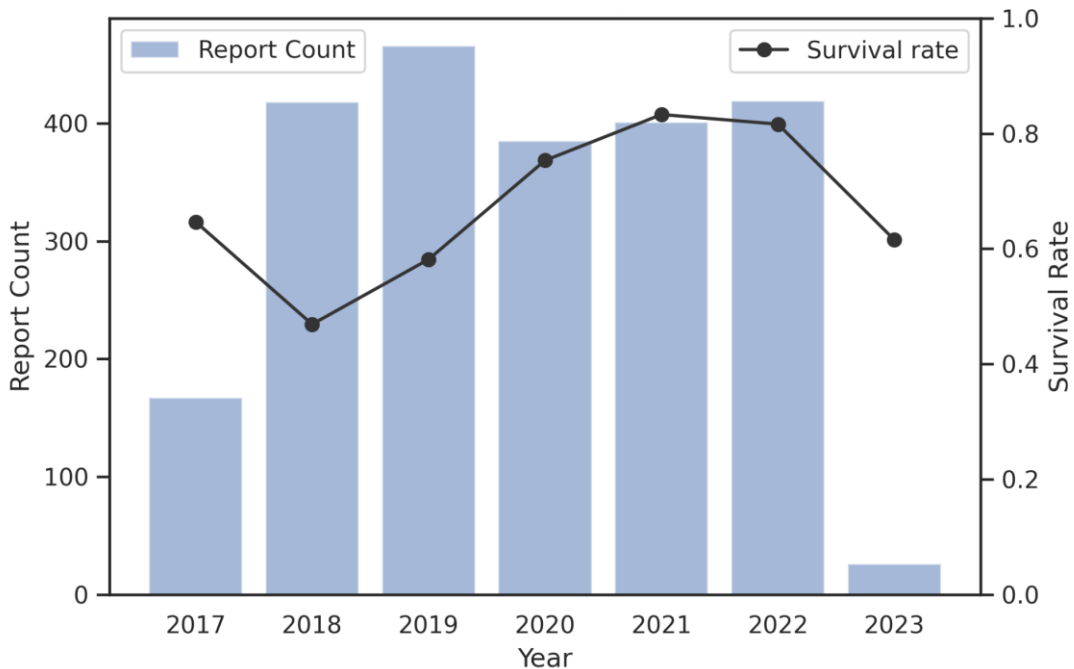
Yellow markers indicate apiaries covered in the Alvéole dataset, while cyan markers indicate apiaries from the Nectar-Polliflora dataset.

Having access to separate datasets has particular value in the goal of assessing the generalizability of a model. This way, one bigger dataset can be used for model fitting/training and a smaller external dataset can be used for testing purposes. Even separated, data must be standardized for analysis. Establishing that poor health or dead status would equal 0, while alive, medium or strong status would equal 1, the dependent variable of health was dichotomized. After processing, the bigger Alvéole dataset includes reports on 684 unique hives, whereas the Nectar-Polliflora dataset includes reports on 83 unique hives. The curated data includes **a)** the geographic coordinates of the hive, **b)** specific identification number for the hive **c)** the year of the report, **d)** the binary health

grading and e) the lifespan of the hive. [Figure 5](#) resumes the rates of survival in the past years, based on the studied urban beehives. The binary mortality rate for a given colony and a given year is 31.8% on average.

Figure 5

Number of reports per year and observed winter survival rate



The observed survival rate is based on all reports, including both the Alvéole and the Nectar-Polliflora datasets.

2.2.2 Land cover classification

The study is based on a high-resolution land cover classification of the urban fabric. Such a classification benefits from VHR satellite imagery of flawless uniformity and accuracy. Leveraging an academic program with Planet, we targeted four eight-bands multispectral images from the PlanetScope constellation of SuperDove satellites, acquired in early September 2022 with little to no cloud cover, reflections, distortions or shadows. The PlanetScope products offer VHR imagery at a ground resolution of 3.7 m. We harmonized surface reflectances across different captures and created a mosaic of the four images, forming a composite which covers the Island of Montreal.

We then proceeded to a pixel based supervised classification. Our choice of not segmenting the image aimed to not lose the smallest entities such as small grass patches or single trees. In order to maximize the classification's accuracy, and especially for differentiating vegetation types, we identified key indices in the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and the Modified Chlorophyll Absorption in Reflectance Index (MCARI). In addition to surface reflectance band values, extracting vegetation indices as well as textural indices from VHR imagery is proving to be important for classifying and detecting vegetation in urban landscapes (Cavayas et al., 2012). Using the near-infrared and the red bands, the NDVI is a popular remote sensing index that can identify photoactive vegetation with high accuracy. However, in densely vegetated areas, the index tends to saturate, which can make it difficult to distinguish plant types. For this reason, we calculated not only the NDVI but also the MCARI. We extracted texture values of homogeneity for both vegetation indices. In comparison with entropy and contrast, the homogeneity parameter of texture gave the best results when integrated into the classification input layers, as found by (Zhou et al., 2021). Geospatial processing of the imagery and calculation of the indices were carried out using the Catalyst software by PCI Geomatics. Training sites totaling similar numbers of pixels were chosen to split the image in five distinct classes: water, urban, bare soil, forest and herbaceous. These land classes, which have been used repeatedly for urban land cover analysis, allowed achievable accuracies while translating sufficient complexity for the scale of our study. The classification was performed in ArcGIS Pro using a decision trees machine learning algorithm, which offered the most promising results when compared to other algorithms (i.e. support vector machine, maximum likelihood). We rated the accuracy of the classification using randomly generated samples and obtained an excellent overall accuracy of 91% and a Kappa of 0.90, as confirmed by visual assessment. This final classified map ([Annexe 2A](#)) was used as base raster data for the calculation of landscape metrics.

2.2.3 Buffer analysis and landscape metrics

To perform a buffer analysis, we generated circular polygons around each hive. Four buffer radii were selected to quantify landscape parameters at different scales: 50 meters, 250 meters, 1,000 meters and 2,500 meters. This choice of buffer sizes aims to encapsulate the vital domain of honeybees, which has been estimated to vary between 45 and 6,000 meters, with an average foraging distance of 800 m (Hagler et al., 2011). Using the buffer polygons and the classified raster, we calculated landscape metrics for all radii using the QGIS open-source package LecoS (Jung, 2016). We first computed the landscape proportion (LP), calculated as the percentage of patches of a certain class within the total number of patches. This metric is considered the simplest, yet the most fundamental in landscape ecology (Cardille & Turner, 2017). Then, considering only vegetation, we computed the edge density (ED) and the patch density (PD), two of the most used metrics to describe landscape configuration. The ED and PD metrics have difficulty interpretable values, and so they were rescaled through min-max normalization. In addition, we added two further parameters that were deemed relevant to exploratory analysis. First, the urban heat island (UHI) effect at the location of the beehive was extracted from a classified map at a resolution of 30 meters, a still little-studied phenomenon (McCune et al., 2020). In accordance with the map's metadata, areas with a temperature class of 4 or 5 were identified as UHI. Second, we calculated the distance to the nearest major road (i.e. boulevard or highway). Although Young et al. (2024) found no significant link with the length of surrounding highways, we shall assess the effect of proximity and distance. Both the UHI map and the road network vector data were processed in QGIS and could be accessed from the open data portal of the City of Montreal (Ville de Montréal, 2013, 2022).

The effects of landscape composition parameters were modeled using two approaches: **1)** with a Generalized Linear Mixed Model (GLMM) and **2)** with a Random Survival Forests (RSF) model. The first aims to predict the survival or the death of the colony, while the second aims to predict its life expectancy.

2.2.4 GLMM

The logistic type of regression is commonly used to assess the effect of a given variable on a binary dependent variable. Here, a logistic GLMM was implemented to model the binary response, in our case the health status of the hive. As permitted the mixed models family, the year of the report was treated as a random effect in the model. The random effect reduces the variation in external factors such as annual weather conditions and is consistent with studies linking winter survival with weather of the preceding year (Calovi et al., 2021; Switanek et al., 2017). The choice of function was the logit link, mainly because of its interpretability (Wu, 2009). Having access to separately acquired datasets, the chosen approach has been to fit the model on the *Alvéole* dataset while using the *Nectar-Polliflora* dataset to assess the capacity of prediction. Our modeling used unique colony reports as the unit of observation. The dividing of colonies between those that survived and those that faced mortality over the study period allowed the imbalance and the oversampling in the dataset to be mitigated. Feature selection for the model was first explored with the correlation matrix and a principal component analysis to explain the variance in the data. These two graphs ([Annexes 2B, 2C](#)) are useful to assess correlation between variables while covering distinct effects of landscape features. Automated searches were run to find the best model and significant predicting variables. The search used forward stepwise feature selection, aiming to minimize the Akaike information criterion to select the final model. The normality of the random effects could be assessed through q-q plots and the Shapiro-Wilk test. Other assumptions of linear mixed models such as linearity of the log odds and normality of the residuals were ensured through visual plots. All the GLMM analyses were executed in Python using the *Pymer4* library (Jolly, 2018).

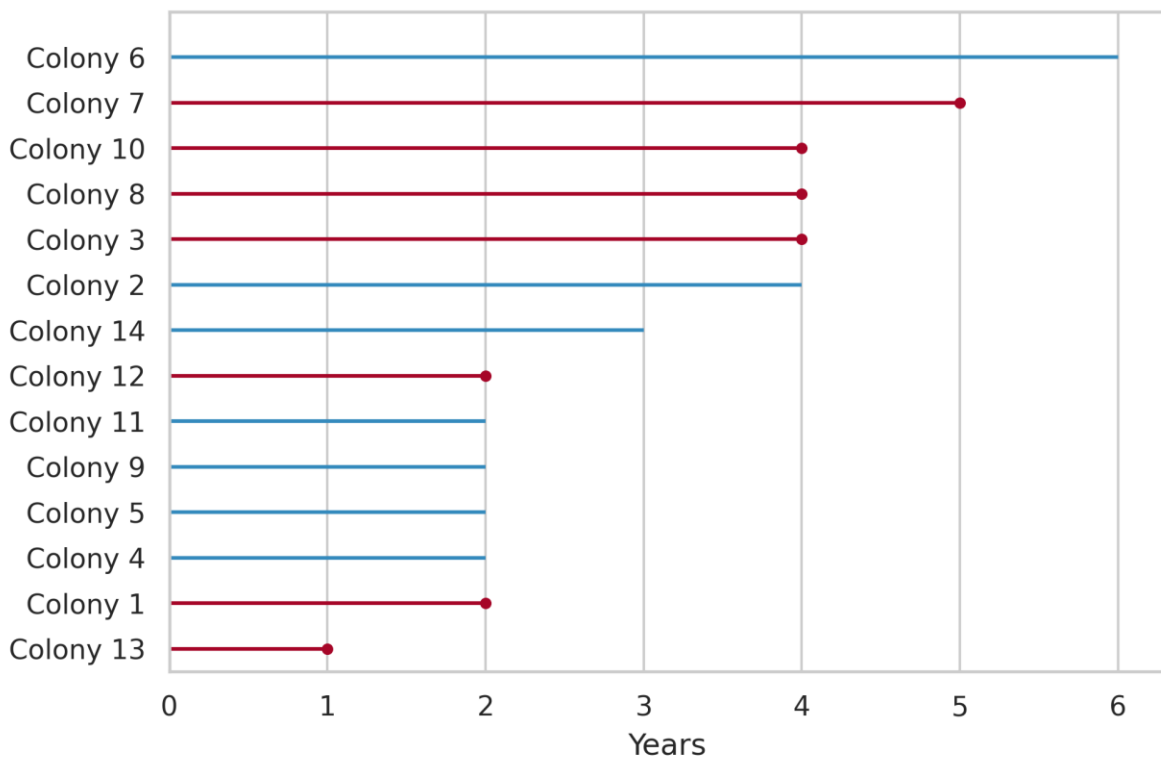
2.2.5 Survival analysis

Survival analysis aims to assess the link between covariates and the time of an event. This approach is useful in that it makes it possible to deal with censored data (i.e. reports that are incomplete because the subjects did not experience the event in question during the

study period). In our case, survival analysis models are of interest to predict the life expectancy of a colony. In addition to independent covariates, survival analysis models typically require two variables: E, the censoring event, and T, the time spent until the event. Here, E indicates whether the death of the colony has been reported, while T could be estimated as the sum of previous annual reports for a given colony. [Figure 6](#) offers a visual understanding of different scenarios considered in survival analysis models.

Figure 6

Example plot of right-censored data for a random sample of colonies



A red bar indicates the colony has experienced the event, while a blue bar indicates the colony has not been reported dead over the study period.

We used Random Survival Forests (RSF) (Ishwaran et al., 2008), an ensemble of tree-based learners for right-censored data. The RSF results inform about non-linear interaction effects and the predicting capacity of machine learning models, solely with landscape data as input features. We compared the results of the RSF model with a statistical counterpart,

the Cox Proportional Hazards (Cox PH). The variables of the Cox PH model were chosen by forward stepwise selection, starting with the GLMM variables. This aims to maximize performance while avoiding feature collinearity (e.g. percentage of urban cover at 50 m and percentage of urban cover at 250 m). The assumptions of the Cox PH model, namely the proportionality of hazards and the linearity in log hazards were validated using lifelines *check assumptions* guidelines (Davidson-Pilon, 2019). Since the survival of the hive is reported at the start of the year, we could exclude potential survivorship bias and the need for time-varying covariates. In other words, because only winter mortality is considered, we can consider that the covariate effects are estimated over the past season. The RSF model selection was performed by hyperparameters grid search to maximize the resulting concordance index. Predictive performance of the Cox PH and RSF models could be compared by calculating and plotting the time-dependent Area Under the ROC Curve (AUC). Then, a 1,000-m grid was generated to cover the Island of Montreal. We computed the landscape metrics for each point of the grid and predicted the survival risk score for each point using the RSF model. The resulting risk scores were normalized to enhance interpretability and were interpolated in QGIS to map the habitat quality of colonies over the whole Island of Montreal. The Cox PH model could be implemented thanks to the lifelines Python library (Davidson-Pilon, 2019), whereas the RSF model was executed using scikit-learn and the scikit-survival module (Pölsterl, 2020).

2.3 Results

Through statistical and machine learning models, we evaluated the effect of varying landscape composition parameters at different scales. First, we present our results for the logistic GLMM model and, second, we present our results for the survival analysis models, namely the Cox PH and the RSF.

Tableau 2 Description of Selected GLMM variables

Variable	Description	Min	Max	Mean	SE
----------	-------------	-----	-----	------	----

LP Trees 50 m*	Landscape proportion of tree cover in a 50-m radius	0.00	9.08	0.47	1.24
LP Water 250 m*	Landscape proportion of water bodies in 250-m radius	0.00	3.57	0.18	0.39
LP Urban 1000 m*	Landscape proportion of urban cover in 1,000-m radius	0.17	8.80	6.19	1.64
LP Soil 1000 m*	Landscape proportion of bare soil in a 1,000-m radius	0.03	2.82	1.10	0.53
ED 1000 m*	Edge density of vegetation in a 1,000-m radius	0.00	10.00	3.01	2.13
LP Urban 1000 m x ED 1000 m	Interaction effect between LP Urban 1000 m and ED 1000 m	0.00	44.76	16.40	10.27
Age	Number of years the colony has been reported alive	1	6	1.89	1.07
Urban Heat Island	Binary variable. Whether the colony is located in an UHI	0	1	0.67	0.47

Descriptive values are based on all reports, including both the Alvéole and the Nectar-Polliflora datasets.

LP: Landscape Proportion ; ED: Edge Density of the vegetation

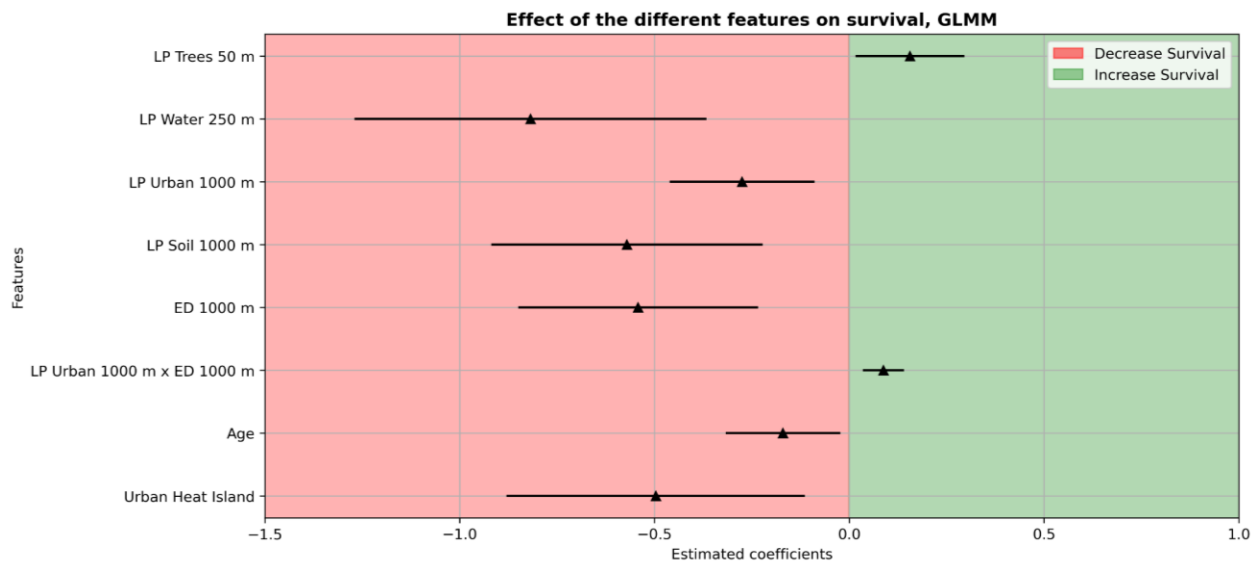
2.3.1 GLMM results

As mentioned earlier, the health of a honeybee colony is expected to be strongly linked to its foraging environment. The following GLMM results highlight the main sources of stressors within the landscape around beehives. In order to enhance interpretability, we rescaled all percentages on 10, or by 10% steps. This way, the Odds Ratio (OR) can be interpreted as the change of odds of survival per 10% increase in the composition metric. The age variable represents the total number of years the colony has been reported alive. Looking at [Tableau 2](#), we can see that a colony can possibly live for multiple years.

However, as shown by a mean of 1.89, the age distribution is skewed to the left, indicating a high number of colony failures in the first years. The UHI effect variable takes binary values to indicate whether or not the beehive is located inside a UHI area. The 1,000-m radius interaction variable between edge density and urban cover aims to evaluate the interplay between the configuration of the landscape and its composition.

Figure 7

Coefficients the GLMM features with confidence intervals



The coefficients correspond to the change in the survival log-odds for every 10% increase (Landscape proportion (LP), Edge density (ED)), or a 1-unit increase (Age, Urban Heat Island).

Tableau 3 GLMM results

Variable	Estimate (coeff.)	Std. Error	Odds Ratio	Prob	Z-stat	Sig.
(Intercept)	2.293	0.962	9.902	0.908	2.384	*
LP Trees 50 m	0.156	0.071	1.169	0.539	2.179	*
LP Water 250 m	-0.818	0.231	0.441	0.306	-3.549	***

LP Urban 1000 m	-0.275	0.095	0.76	0.432	-2.898	**
LP Soil 1000 m	-0.571	0.178	0.565	0.361	-3.214	**
ED 1000 m	-0.542	0.157	0.582	0.368	-3.45	***
LP Urban 1000 m x ED 1000 m	0.088	0.027	1.092	0.522	3.252	**
Age	-0.17	0.075	0.844	0.458	-2.262	*
Urban Heat Island	-0.497	0.196	0.608	0.378	-2.54	*

*: $p < 0.05$; **: $p < 0.01$; ***: $p < 0.001$

The (Intercept) value is a fictional scenario where every other column has a value of zero.

The Odds Ratio (OR) correspond to the change in the odds of survival for every 10% increase (Landscape proportion (LP), Edge density (ED)), or a 1-unit increase (Age, Urban Heat Island).

The coefficients in [Figure 7](#) correspond to the change in log-odds of colony survival. In [Tableau 3](#), the model evaluates that increasing proportions of bare soil and urban cover in a radius of 1,000 meters negatively affect the health of the colony. For every 10% increase in bare soil, the OR of 0.565 indicates that the odds of survival are close to halved. For urban cover, a 10% increase reduces the odds of survival by almost 25%. An increasing edge density within a 1,000-m radius, indicating more fragmented vegetated areas, also diminishes the survival odds. Here, the ratio associated with a 10% increase is 0.58. The proportion of water at 250 m is also found to be a strong negative factor for hive survival (OR = 0.441). The age of the colony is, without surprises, linked to a decrease in survivability with an OR of 0.844 between each additional year. With an OR of 0.608, the model further indicates that when a hive is located within an UHI area, its surviving odds are reduced by almost 40%. Interestingly, the interaction effect between urban cover and edge density at 1,000 m has a small positive effect (OR = 1.1)— a 9% increase in the odds of showcasing good health for every 1-unit increase. Lastly, trees in an immediate radius of 50 m improve the health of the colony. For each 10% increase in tree cover, we multiply

the odds of surviving by 1.169, or a 17% increase. All variables in the final reduced model had a statistically significant effect at a threshold of $p < 0.05$.

We found no evidence of significant impact for the herbaceous LP at all buffer distances, as with the LP of tree cover at any higher radius. Contrary to our initial hypothesis, distance to the nearest major road, even when dichotomized using Youden's index, did not translate in a significant impact on survival. Configuration metrics, namely PD and ED, had no significant effect in smaller buffers. We assessed the generalizability of the model with unseen data by predicting binary survival values on the Nectar-Polliflora dataset. Overall, performance metrics indicate high accuracy (0.81), precision (0.88), F1-score (0.88), as well as strong discriminative power (ROC AUC = 0.80) on external data.

2.3.2 Survival analysis predictive results

Survival analysis provides an additional approach to understanding the effect of varying landscape components on colony health. Machine learning models such as random survival forests are robust and capable of grasping complex non-linear interactions between covariates. Here, we chose to gauge the predicting capacity of RSF and Cox PH, solely using landscape features as input variables. The model search for the Cox PH resulted in the same formula as used in the logit GLMM (apart from age), giving further solidity to the selected features. While the RSF could manage to consider all features, the Cox PH could hardly handle multicollinearity between features and complex interaction effects. The final Cox PH model gives a c-index of 0.63, compared to a c-index of 0.71 for the RSF. This means that, randomly selecting two individuals, the model ranks their survival risk score correctly 63% and 71% of the time based on the real binary outcome. Furthermore, for evaluating discriminative power in a continuous outcome scenario, we must adapt the ROC curve to the time-dependent area under the curve.

Figure 8

Time-dependent AUC of the Cox PH and the RSF models

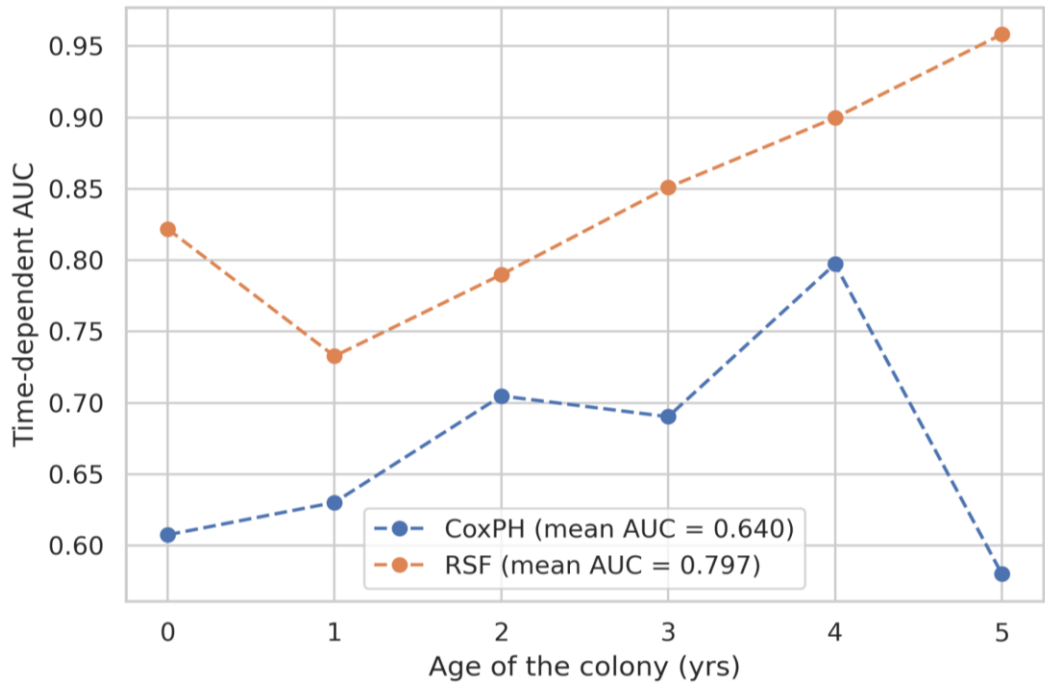


Figure 8 compares the estimated time-dependent AUC for each year of survival, which was obtained by predicting lifespan on the Nectar-Polliflora test set. We observe a major improvement in predicting capacities by using RSF, as shown by the mean AUC of 0.80 compared to 0.64 for the Cox PH. Permutation importance can be used to estimate the importance of each feature for the model's predictive ability (Strobl et al., 2008). In Tableau 4, we list the ten most important features, and we observe that the RSF gives key importance to the LP of soil in a 1,000-m radius. Apart from LP Soil 1,000 m, which stands out with a mean importance of 0.111, the subsequent variables hold similar importance. Should a feature be removed, its mean importance can be interpreted as the decrease in the score —here, the C-index value— for a series of permutation splits (Pölsterl, 2020).

Tableau 4 Feature importance of the ten most important variables in the RSF model

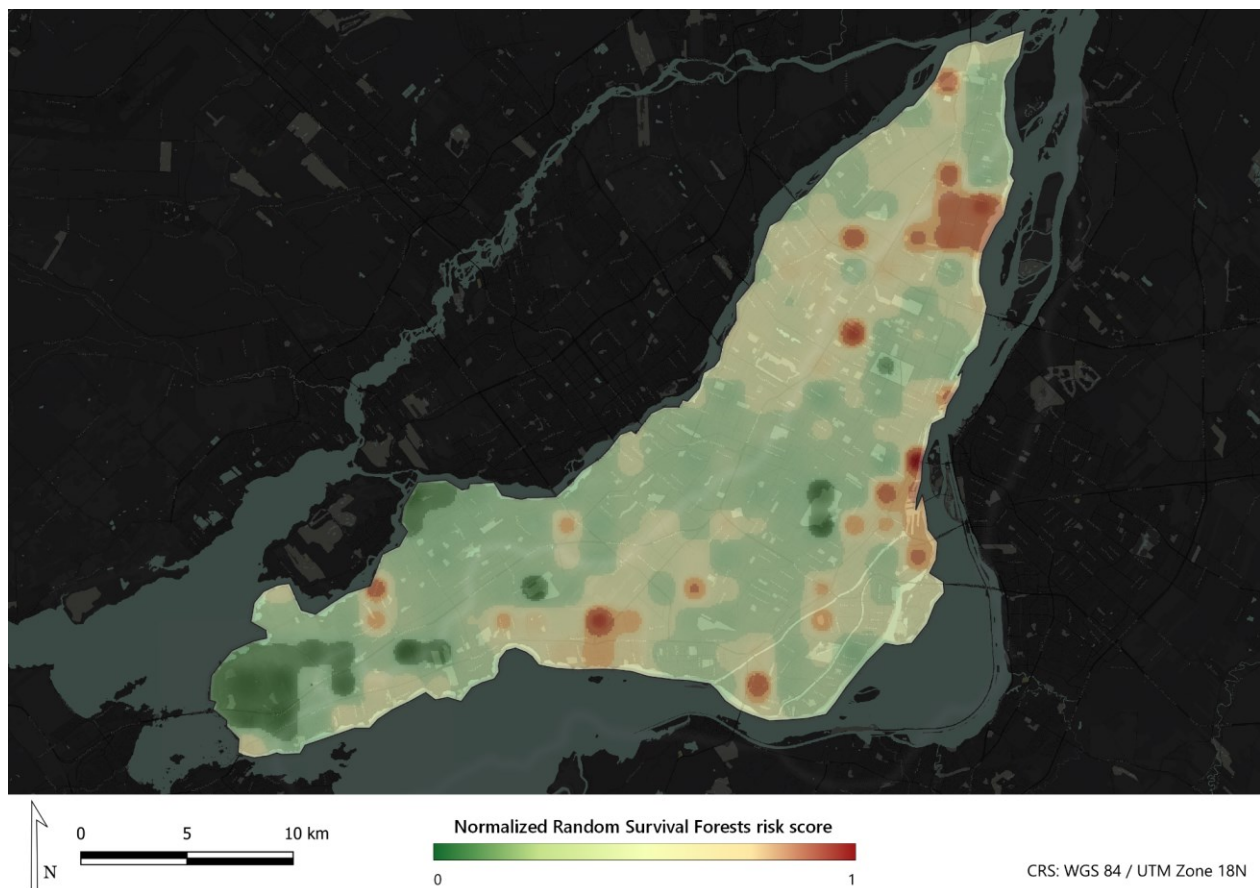
Variable	Description	Mean importance	Std. importance
LP Soil 1000 m	Proportion of bare soil in a 1,000-m radius	0.0111	0.0022
LP Herbaceous 1000 m	Proportion of herbaceous cover in a 1,000-m radius	0.0065	0.0021
LP Urban 50 m	Proportion of urban cover in a 50-m radius	0.0060	0.0047
ED 250 m	Edge density ratio in a 250-m radius	0.0059	0.0006
PD 1000 m	Patch density ratio in a 1,000-m radius	0.0059	0.0023
PD 250 m	Patch density ratio in a 250-m radius	0.0051	0.0018
LP Soil 250 m	Proportion of bare soil in a 250-m radius	0.0049	0.0018
LP Herbaceous 50 m	Proportion of herbaceous cover in a 50-m radius	0.0047	0.0038
LP Trees 50 m	Proportion of tree cover in a 50-m radius	0.0046	0.0020
LP Trees 2500 m	Proportion of tree cover in a 2,500-m radius	0.0040	0.0021

Computing the landscape metrics for a given landscape allowed us to predict the RSF risk scores. Starting from a 1,000 m grid, the predicted risk scores were interpolated to map the beekeeping habitat quality over the whole Island of Montreal ([Figure 9](#)). The RSF risk

scores were normalized to enhance interpretability. The green zones can be understood as areas providing a lower-than-average colony mortality risk. At the opposite end of the spectrum, higher-than-normal risk zones are identified by yellow to red shading, as in the northeastern part of the island.

Figure 9

Honey bee habitat quality map of the Island of Montreal, as estimated from the interpolated risk scores predicted by the RSF model



2.4 Discussion

In this study, we used a variety of GeoAI tools to assess potential landscape drivers of honeybee health. With classified land cover data extracted from VHR satellite imagery and computed landscape metrics integrated into the RSF model, we could draw a detailed

portrait of the physical environment surrounding each beehive and provide valuable insights to further understand the drivers of beehives' health in an urban setting.

First, we ran a GLMM with a logit link function. Our results highlight four avenues of interpretation of landscape parameters on colony survival. **1)** We observe a very strong negative effect of bare soil and water cover. From our visual interpretation of the aerial imagery, bare soil is often linked with industrial areas and might be correlated with pollutants or industrial activity. Also, we argue that bare soil is, alongside water, the land cover most likely to be deprived of flower resources in urban areas. This leads us to the effect of water, which can be surprising at first glance. Our interpretation here is that urban beehives located in areas with a prevalence of water are on the coast of a major water body. Again, for bees, large water bodies represent windy and flower deprived areas. When interpreting the high OR associated with a 10% increase in these two variables, the low mean and maximum values as shown in [Tableau 2](#) must be kept in mind. **2)** The significance of tree cover at 50 meters and the location in an UHI area reveal local landscape effects. To our interpretation, that highlights the importance of natural habitat conditions and the negative impact of impervious surfaces directly around the hive. This result supports the argument for the importance of trees in providing pollinators with floral resources (Somme et al., 2016; Sponsler et al., 2020). At the same time, further analysis should also be conducted here, as we expect hives in UHI zones to be more likely to be located on a rooftop, which has been shown to negatively impact survival (Young et al., 2024). **3)** We note a negative effect of urban cover proportion and edge density at 1,000 meters. As with 1), we believe that the effect of these parameters is linked to access to foraging resources. Hives located in dense urban areas can offer their bees a harsh and risky pollination environment. Moreover, higher edge densities mean higher fragmentation of the vegetated areas, translating in less probability of having UGS within foraging range. We argue that configuration metrics such as edge density and patch density can be important indicators of the foraging habitat quality at larger scales (e.g. > 500 m). The GLMM showed no significant effect for configuration metrics within a small radius (< 250 m), likely because such metrics do not capture well the presence of large UGS at a small

scale. 4) The 1,000-m interaction term produces interesting results: as urban cover and fragmentation increases, the effects seem to cancel each other out, suggesting an antagonistic interaction. Urban-dominated environments with low fragmentation tend to be dense urban areas, while those with high fragmentation tend to have small vegetated patches such as individual trees and small UGS. Compared to homogenous urban centers, such features can translate into more flower resources and foraging corridors.

Second, we used survival models to assess the predictive capacity with solely landscape metrics as input features, while considering censoring and avoiding overestimation of survival. We compared models and both the RSF and the Cox PH models achieved reasonable results. The obtained c-index of 0.71 is considerable for survival analysis models and is in line with those obtained in the original RSF paper (Ishwaran et al., 2008; Pölsterl, 2020). The RSF, in particular, presents high potential for exploring complex interactions between landscape features. The feature importance given to the proportion of soil in a 1,000-m radius reinforces our first interpretation deriving from the results of the GLMM model. The map produced by computing RSF risk scores on the Island of Montreal identifies the most favorable and most unfavorable urban beekeeping zones (Figure 9). The greener zones, meaning higher survival odds, can be linked with preserved urban forest areas. Conversely, some of the red zones on the map border industrial activities such as port areas or the airport. Overall, the good ability of the RSF model to predict colony lifespan, while only having access to landscape features, gives a strong indication of the role of landscape composition in assessing the health of honeybee colonies within cities.

2.5 Conclusion

The presented study highlights the role of specific features and the importance of landscape composition in general to comprehend the drivers of beehives' health. We found strong evidence of a negative effect for composition metrics such as the proportion of soil and water, and a positive effect for the amount of tree cover in an immediate radius. Such results can be valuable to beekeepers when having the choice of the location of a new

beehive. We could show a non-linear relationship between the fragmentation of the urban landscape and the odds of surviving. This relationship underlines the importance of preserving single trees or small vegetated patches in the densest urban landscapes.

Moreover, we investigated the prediction capacity of survival analysis models on external testing data. Accessing only landscape metrics, the RSF machine learning model could be able to achieve satisfying results, showing a strong link between landscape and colony health within cities. Training and fitting the models on one large and geographically distributed dataset, combined with testing on a smaller external dataset, make this study robust and generalizable. Extensive statistical control tests and predictive assessments on unseen test data were executed, showcasing the validity of the models and avoiding overfitting.

The findings of this study shed light on the role of the landscape in honeybee health within urban environments, as well as the need for tailored environmental monitoring strategies and methods. Accessing larger georeferenced datasets on bees' health can enable new spatial analysis methods, which could prove crucial for conservation efforts and urban planning initiatives aimed at supporting bee populations and preserving ecosystem health.

Chapitre 3 – Second article

Présentation de l'article

Julien Vadnais, Liliana Perez & Nicolas Coallier (2024). Assessing foraging landscape quality of commercial beehives in Quebec using remote sensing products and machine learning.

Ce second travail porte sur le cas de l'apiculture commerciale. Un excellent jeu de données issu d'un partenariat de recherche avec le compagnie montréalaise Nectar a permis la réalisation de cette étude innovante. Plusieurs hypothèses y sont évaluées concernant le rôle du paysage de pollinisation dans les taux de mortalité élevés. L'article devrait être soumis prochainement au journal Ecological Informatics.

Les données et le matériel qui soutiennent les conclusions de cette étude peuvent être disponibles sur demande auprès de l'auteur correspondant, JV. Certaines données ne sont pas accessibles au public en raison de l'inclusion du lieu, qui pourrait compromettre la vie privée des participants à la recherche. L'inventaire annuel des cultures est accessible au public sur le portail des données ouvertes d'Agriculture et Agroalimentaire Canada à <https://open.canada.ca/data>. Le carnet Jupyter du code utilisé dans cette étude est accessible dans le répertoire GitHub de JV.

Accords des co-auteurs

Conceptualisation, Julien Vadnais, Liliana Perez, Nicolas Coallier ; méthodologie, JV, LP, NC ; logiciel, JV ; analyse formelle, JV ; validation, JV, NC & LP ; conservation des données, JV, NC ; rédaction - préparation de la version originale, JV ; rédaction - révision et édition, JV, LP, NC ; visualisation, JV ; supervision, LP, NC ; administration du projet, LP, NC ; acquisition des fonds, LP.

En tant que co-auteure et co-auteur, j'autorise Julien Vadnais à présenter l'article *Assessing foraging landscape quality of commercial beehives in Quebec using remote sensing products and machine learning* dans son mémoire de maîtrise.

La deuxième auteure, *Liliana Perez*

Le troisième auteur, *Nicolas Coallier*

Résumé

Assessing foraging landscape quality of commercial beehives in Quebec using remote sensing products and machine learning

Julien Vadnais^{1,3}, Liliana Perez^{1,4}, Nico Coallier^{2,5}

¹Département de géographie, Université de Montréal, Montréal, QC, Canada

²Nectar Technologies Inc., Montréal, QC, Canada

³j.vadnais@umontreal.ca* ; ⁴l.perez@umontreal.ca ; ⁵nico@nectar.buzz

*Corresponding author

Abstract

The honey bee (*Apis mellifera*) serves an essential role in the maintenance and development of terrestrial ecosystems. In recent years, beekeepers and scientists have reported particularly high colony mortality rates in several parts of the world. This research addresses the degradation of foraging landscapes, one of the factors believed to deter honey bee colony health. Our geospatial analysis relies on a unique and large dataset comprising georeferenced health reports on 6,704 colonies in the province of Quebec. We coupled the dataset with multi-temporal remotely sensed indices and landscape metrics at multiple scales. We ran a Random Survival Forests machine learning model to identify drivers of colony health. We found a significant link between colony lifespan and landscape diversity in a 5,000-m buffer. This link diminishes with distance and its effect is insignificant at a 1,000-m buffer. We find that some land use and crop types can enhance colony health while others can be detrimental in the long run. For instance, we observed that uniform urban areas or soybean fields lead to poorer health, whereas pasture dominated landscapes could provide better foraging conditions. The model delivers good predictive performance and highlights the importance of crop productivity in the June-July peak season.

Keywords: honey bees; spatial analysis; foraging landscape; remote sensing; survival analysis; machine learning

3.1 Introduction

In recent years, beekeepers across the globe have reported high colony mortalities. North America has experienced particularly worrying rates, with average annual losses sometimes exceeding 40% in Canada and the US (Kempers et al., 2023; Steinhauer et al., 2023). This financial and practical stress weighs on beekeepers' shoulders, threatening the already limited and much-demanded pollination services which make up an important component of agricultural systems (Aizen & Harder, 2009; Reilly et al., 2020). Each year during the flowering season, large numbers of beehives are transported to various locations to pollinate fruits, nuts, oilseeds and other crops in order to enhance yields in both quality and quantity (Klein et al., 2006). In Canada, the economic contribution of honey bee pollination is estimated to total 3.18 billion \$CAD per year in direct harvest enhancement (Agriculture et Agroalimentaire Canada, 2023). Lately, concerns linking commercial pollination activities with bad nutrition of colonies have emerged from beekeepers and were echoed in national media (Vaillancourt, 2021), while only a small number of scientific studies assessed the question with large datasets and novel methods. Deeper understanding of the benefits and limits of different foraging landscapes could provide valuable insights to optimize beekeeping management practices and foster the health of colonies.

Honey bees are known to feed on two major types of floral resources: nectar and pollen. Nectar provides energy and can be stored as honey, while pollen acts as the principal source of protein and lipids, crucial inputs for brood laying and larvae development (Requier et al., 2017; Vaudo et al., 2015). Sufficient stores of both pollen and nectar are recognized as direct drivers of overall honey bee colony health. However, not only the quantity, but also the diversity of floral resources has been associated on multiple occasions with indicators of colony health in the literature (Alaux et al., 2010; Brodschneider & Crailsheim, 2010; Di Pasquale et al., 2013). For many years, researchers have suspected the most agri-intensive landscapes of having a negative effect on the health of managed honey bees, due to the use of pesticides and the arable land use

intensification in monocultures (Decourtye et al., 2010). It is true that mass flowering oilseed crops such as sunflower and canola can provide pollinators with abundant nectar and pollen at large landscape scales (Requier et al., 2015). However, in monoculture-like settings, the limitation of floral species translates into a coordinated bloom, which can favor short-term colony growth, but only for a brief period (Dolezal et al., 2019). Moreover, Martin et al. (2019) found that the most crop-dominated landscapes also showcased the lowest pollination activity. Initiatives such as implementing wildflower strips have been suggested as solutions to low pollination rates and nutritional quality concerns, yet require further analysis (Angelella et al., 2021; Decourtye et al., 2010).

Because the nutrition of the honey bee is dependent on the hive's neighboring environment, a landscape approach has been suggested to understand the drivers of bee colony health (Decourtye et al., 2019). At the intersection of ecology and geographic information systems (GIS), landscape metrics offer a powerful quantitative tool to assess the composition and the configuration of a given landscape. Metrics such as the diversity indices, evenness, proportion and measures of patch size and edge have long been used in landscape ecology (McGarigal, 2013; Walz, 2011). Other metrics such as the richness and the dominating land cover type can encapsulate two main environmental factors which are believed to drive the habitat quality of honey bees: the degradation of the landscape and the use of pesticides (Decourtye et al., 2010). In addition to GIS-derived indices, scientists have developed various distinct remotely sensed indices to quantify and characterize vegetation from above. Measures of the vegetation spectral reflectance and its canopy size have for a long time been integrated in crop yield and other agricultural studies (Wiegand et al., 1991). The most frequently used is probably the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), which can distinguish green vegetation with precision using the band reflectances of the red and the near-infrared spectrum. However, while NDVI has proven to be a good general performing index, studies have shown that it can be outperformed when assessing non-green flowering cultures such as of almond orchards or oilseed rape (Behrens et al., 2006; Chen et al., 2019; Fang et al., 2016). In an exhaustive analysis, Johnson (2016) evaluated the performance of several remotely sensed metrics to

predict yield of various crops in the US and found varying performances depending on the crop type, with the Enhanced Vegetation Index (EVI) being the overall best performing index. Within the MODIS series, he suggested the use of the fraction of photosynthetically active radiation (FPAR) or the leaf area index for crops where EVI would be lacking.

A majority of the reviewed studies agree that landscape affects various indicators of colony health. Researchers linked land use composition with the amount of hive resources (Simanonok et al., 2020; Sponsler & Johnson, 2015; Zhang et al., 2021), with the colony weight (Dufour et al., 2020; Richardson et al., 2023; St. Clair et al., 2020; Zhang et al., 2023), with individual bee body fat levels (Alaux et al., 2017; Dolezal et al., 2016) and with the amount of brood (Alaux et al., 2017; Dufour et al., 2020). Little to no studies could access large scale reports on honey bee colony mortalities, and the majority of the reviewed studies worked with samples of 20 to 40 colonies or even less. Here, our research accesses a unique and vast dataset. The following sections present an assessment of the quality of various foraging landscapes encountered in commercial beekeeping in Quebec, extracting indicators about the major crop type, the diversity and the multi-temporal abundance of forage resources. Using a state-of-the art machine learning model, we draw a unique portrait of the landscape surrounding each beehive in the objective of better understanding the effect of each metric on the health of the colonies.

3.2 Material and methods

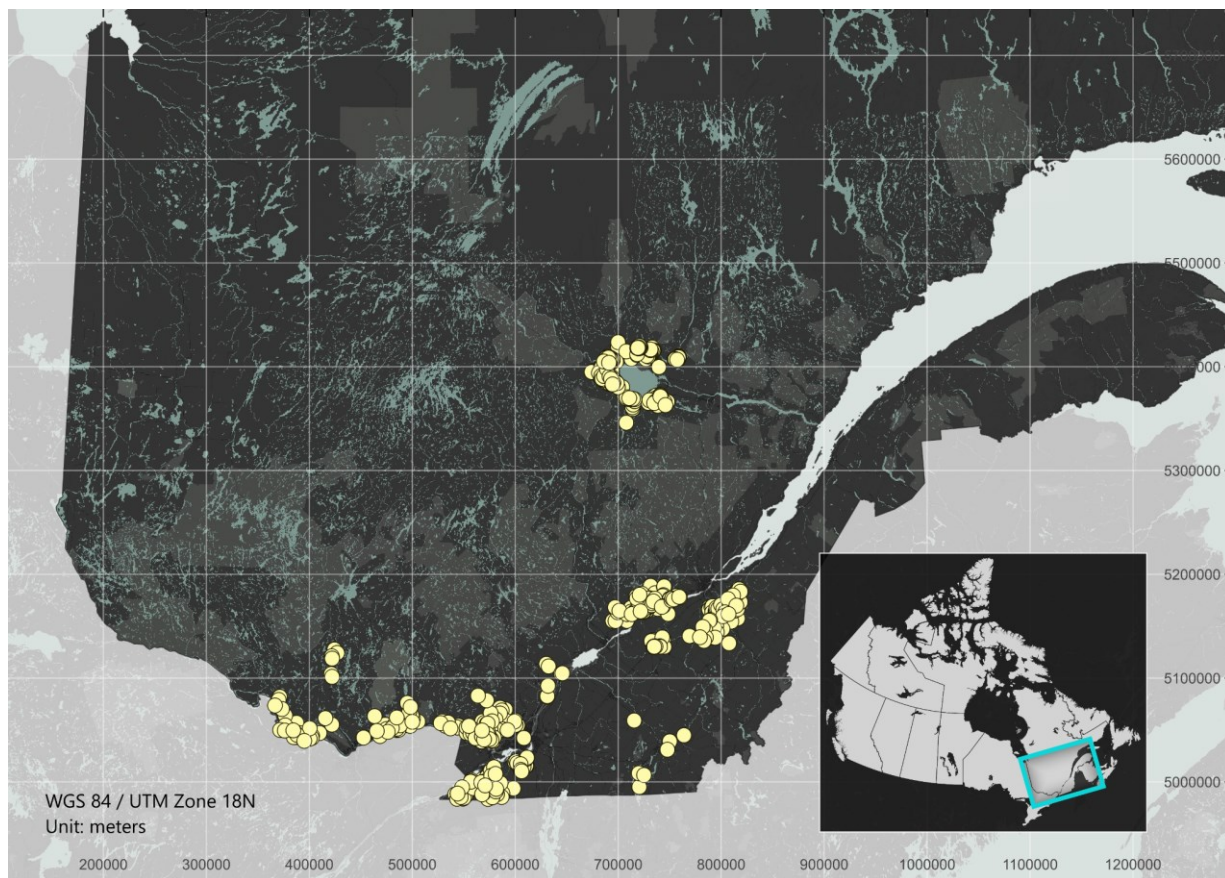
3.2.1 Beekeeping data

The beekeeping dataset could be accessed thanks to a Mitacs Acceleration partnership between the Laboratory of Environmental Geosimulation (LEDGE) and Nectar Technologies, a Montreal-based beekeeping services company. The dataset consists of health reports of individually tracked colonies, which are reported by the field beekeepers using Nectar's Beetrack application and web service. While a single report can indicate a different set of beekeeping operations (e.g. new hive installation, feeding, queen management, varroa treatment, inspection/health grading), in all cases it informs whether

or not the colony was alive at the time of inspection. Based on this information, it is possible to estimate a valuable indicator: the lifespan of the colony. The Nectar dataset covers the province of Quebec, where 6,704 colonies were monitored between 2021 and 2023. These colonies are spread over 600 apiaries across the province's most beekeeping intensive areas, namely southern Quebec and Saguenay-Lac-Saint-Jean ([Figure 10](#)).

Figure 10

Map of the studied apiaries in the province of Quebec



The Nectar dataset has a wide geographic coverage in the province of Quebec, Canada. Colonies are distributed in a little over 600 apiaries, indicated below by yellow dots.

3.2.2 Landscape features

A list of landscape variables was extracted from the geographical coordinates of the colony. Aiming to characterize the foraging landscape, this list can be divided in two

categories: landscape composition metrics and remotely sensed indices of vegetation. We defined three buffer sizes, 1,000, 2,500 and 5,000 m, to grasp the landscape effects at short, medium and long-range foraging distances, similarly to Dufour et al. (2020). This can also be supported by studies who found that mean foraging distances ranged from 1 to 2 km (Couvillon et al., 2015; Steffan-Dewenter & Kuhn, 2003), while long-range foraging flights often exceed 6 or 7 km (Beekman & Ratnieks, 2000).

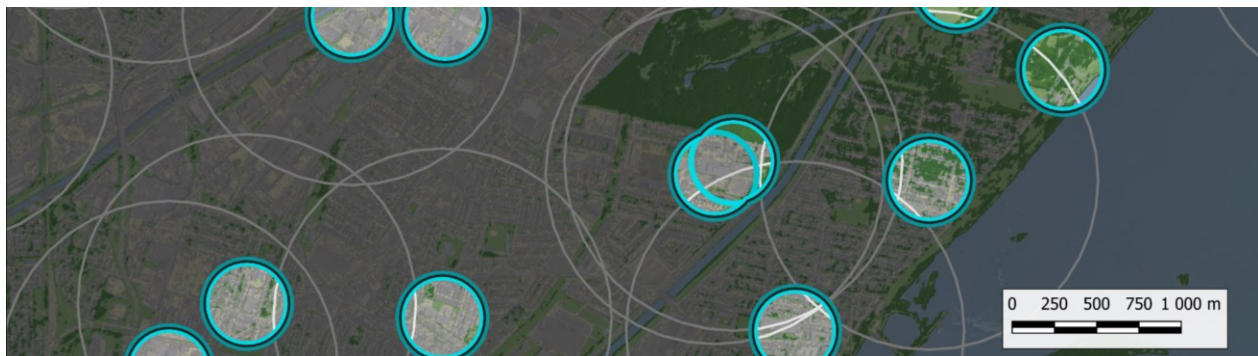
The annual crop inventory map has been offered by the Earth Observation Team at Agriculture and Agri-Food Canada since 2009. The map is produced using machine learning classification from a combination of optical and synthetic aperture radar imagery. Pixels at a spatial resolution of 30 m are classified with over 85% accuracy in one of over 70 land use or crop type classes (Agriculture et Agroalimentaire Canada, 2023). To quantify the crop and floral diversity in the landscape around each beehive, we derived three features for each of the three buffer sizes: the variety, the Shannon Diversity Index (SDI) and the dominant land class. All metrics were calculated in QGIS using the zonal statistics tool and the LecoS plugin (Jung, 2016). The SDI, which considers both richness and abundance, was normalized as recommended by Ramezani (2012).

The study also used remotely sensed vegetation indices to estimate at large scales the abundance of crop fields surrounding each beehive. As argued in the introduction, a multitude of metrics exist with varying performances depending on the type of crop. On the basis of Johnson (2016), we opted for the EVI and the FPAR indices which could be extracted from the MODIS products MOD15A2H (Myneni et al., 2021) and MOD13A1 (Didan, 2021) using the Earth Engine Python client library. Our choice of using the MODIS products was made considering they are preprocessed for outlier values –useful when using average values–, as well as the long-proven quality and regularity of its products (Huete et al., 2002; Johnson, 2016). The possibility to integrate the feature extraction process into the data processing pipeline with Earth Engine also proved to be an efficient practical choice. We extracted the mean value of EVI and FPAR over three periods of 45 days: April 1 to May 15, June 1 to July 15, September 1 to October 15. Inspired by the seasonal pattern of nectar flow in three parts (Sponsler et al., 2020), these three periods

represent key stages of the beekeeping season: the growth of the colony, the peak and the late season. For each hive, the mean value of EVI and FPAR was calculated for each of the three periods. In such products, only the best values are used per period of 8 days for the FPAR and 16 days for the EVI. Overall, the landscape features aim to inform on the diversity and the dominant surrounding crop, while the remotely sensed metrics seek to act as multi-temporal proxies of floral abundance throughout the season.

Figure 11

Example of buffer analysis at a varying radius, a geospatial tool used to compute landscape features around the location of each beehive



The example buffer radii are 250 m in cyan and 1,000 m in gray.

3.2.3 Machine learning model

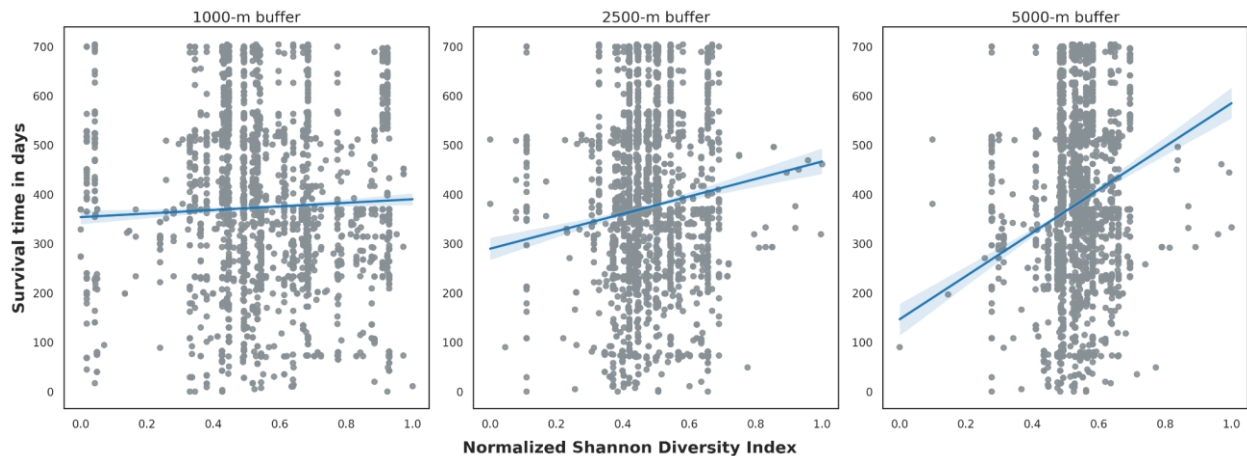
We explored the link between the colony survival time and the metrics at 1,000, 2,500 and 5,000 m. We ran a Random Survival Forests (RSF) model to assess the features importance and the predictive capacity of the model using only landscape data. This model is an adaptation of Random Forests (Breiman, 2001) to conduct survival analysis on right-censored data (Ishwaran et al., 2008). The performance assessment of survival analysis models requires an adaptation of the classic Area Under the ROC Curve (AUC), the time-dependent AUC. Using the RSF model and all features ([Tableau 4](#)), we evaluated the effect on lifespan of different dominant land use/crop types in a medium buffer size of 2,500 meters and plotted the survival probability functions for each dominant land use/crop type

using the median landscape values. The model and the performance assessment could be computed using the scikit-survival Python library (Pölsterl, 2020).

3.3 Results

Figure 12

Linear regression plots of colony survival time depending on the SDI of landscape cover at varying buffer sizes



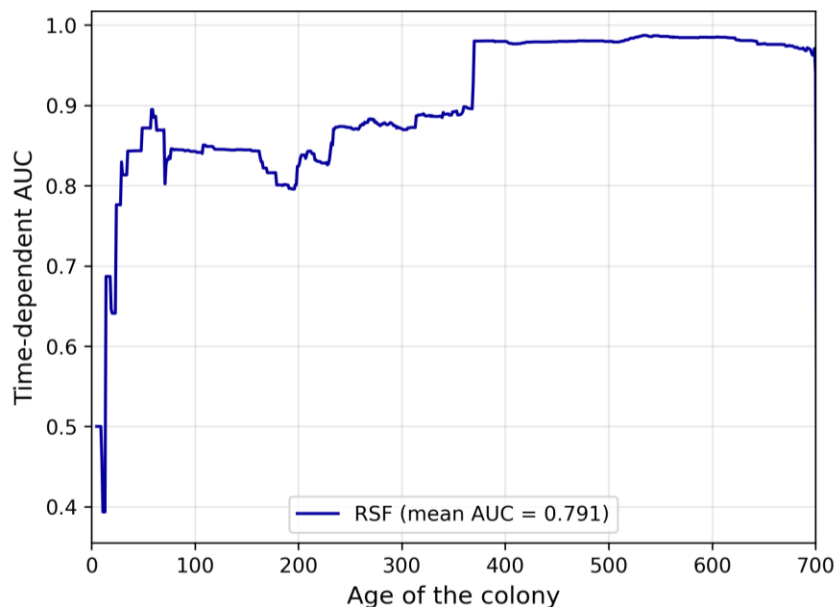
The regression plots in [Figure 12](#) present the relationship between the colony survival time and the SDI of the surrounding land use. The observed survival of the 6,704 studied colonies spans over two beekeeping seasons. In the plots, a diversity index value of 0.3 and less can be interpreted as a monoculture-like setting, while values above 0.7 likely mean that a diversified landscape of crops surrounds the hive. The blue regression lines over the plots suggest a varying effect that seems to increase with distance, a phenomenon that could be explained by the honey bee's long flight range, allowing it to surpass a local low diversity. This hypothesis would support the works of Beekman & Ratnieks (2000), who argued that diversity of crop type patches in a larger radius is crucial for the foraging of floral resources over multiple flowering periods. To measure the scale of the effect of diversity while accounting for outlier values, we measured the correlation using the Spearman rank correlation coefficient, and obtained a Spearman's correlation of 0.28 at a radius of 5,000 m, 0.20 at 2,500 m and 0.13 at 1,000 m. A Spearman's rank value of 0.13

can be interpreted as very weak, while values of 0.20 and 0.28 can be interpreted as a low correlation with colony lifespan. With p-values smaller than 0.001, the Spearman's rank values mean that we can assume the effect of SDI is negligible in a 1,000-m buffer, and SDI has a weak but considerable effect on lifespan in a 2,500-m and 5,000-m buffer.

Figure 13 illustrates the strong predictive capacities of the RSF model, with a time-dependent AUC of 0.79 when using 70/30% training/testing samples. The predictive capacity increases rapidly after a few days of survival, due to outlier values of rapid mortality. The model's performances are satisfactory and, given the variables available to the model (Annexe 3A), support the argument that landscape composition plays an important role in colony health.

Figure 13

Time-dependent AUC of the RSF model



The age of the colony in the x axis is measured in days following the initial report.

The feature importances showcased in Tableau 5 indicate the importance of crop productivity at different times of the beekeeping season. The RSF model evaluates that the most important metrics are the remote sensing indicators of vegetation abundance. We observe that the importance of vegetation productivity is particularly stressed for the

months of June and July, followed by the April-May period. While the importance of spring is associated with the growth of the colony in population, the FPAR and EVI values in the peak of the season can give a proxy reference for the abundance of floral resources around the beehive. The model gives smaller but notable importance to the September-October period, representing the latter stages of the season. Floral diversity, represented by the Shannon diversity index features in [Tableau 5](#), is less important but nonetheless considerable in estimating the lifespan of the colony. In accordance with [Figure 12](#), the importance of diversity is most pronounced at coarser scales.

Tableau 5 Permutation importance of features used in the RSF model

Feature	Feature description	Mean importance	Std. deviation
FPAR June-July	Average FPAR value between June 1 and July 15	0.0224	0.0017
EVI June-July	Average EVI value between June 1 and July 15	0.0159	0.0018
FPAR April-May	Average FPAR value between April 1 and May 15	0.0107	0.0019
EVI April-May	Average EVI value between April 1 and May 15	0.0094	0.0020
FPAR Sept-Oct	Average FPAR value between September 1 and October 15	0.0077	0.0020
EVI Sept-Oct	Average EVI value between September 1 and October 15	0.0072	0.0022
SDI 5000-m	Shannon diversity index of land cover/crop type in a 5000-m buffer around the hive	0.0055	0.0011
SDI 2500-m	Shannon diversity index of land cover/crop type in a 2500-m buffer around the hive	0.0035	0.0018
SDI 1000-m	Shannon diversity index of land cover/crop type in a 1000-m buffer around the hive	0.0033	0.0017
Richness 2500-m	Variety, or number of different land cover/crop type classes in a 2500-m buffer around the hive	0.0018	0.0014
Richness 5000-m	Variety, or number of different land cover/crop type classes in a 2500-m buffer around the hive	0.0014	0.0014
Richness 1000-m	Variety, or number of different land cover/crop type classes in a 2500-m buffer around the hive	0.0011	0.0010

We then aimed to assess the effect of the neighboring crop type on the lifespan of colonies. The computed zonal statistics allowed us to identify the dominating crop type

around each beehive using the remote sensing-derived land-use crop type map from Agriculture et Agroalimentaire Canada (2023). [Figure 14](#) illustrates the distribution of the observed lifespan of the colonies depending on the dominant crop type or land cover in a 2,500-m buffer. This distribution plot format allows a rapid understanding of mortality peaks, as is the case for urban and blueberry fields settings, which show a mortality peak at around one year of age. The deciduous and mixed forest, as well as the pastures/grassland settings show right-skewed distributions, indicating better conditions for colony survival. Conversely, maize and soybeans dominated landscapes show a rather left-skewed distribution, possibly because of the large-scale usage of insecticides and, in particular, neonicotinoids in these two crops (Long & Krupke, 2016). A bimodal-like shape of a distribution could indicate a division in beekeeping and field management practices.

Figure 14

Distribution of colonies lifespan based on the dominant land cover/crop type in a 2,500-m buffer

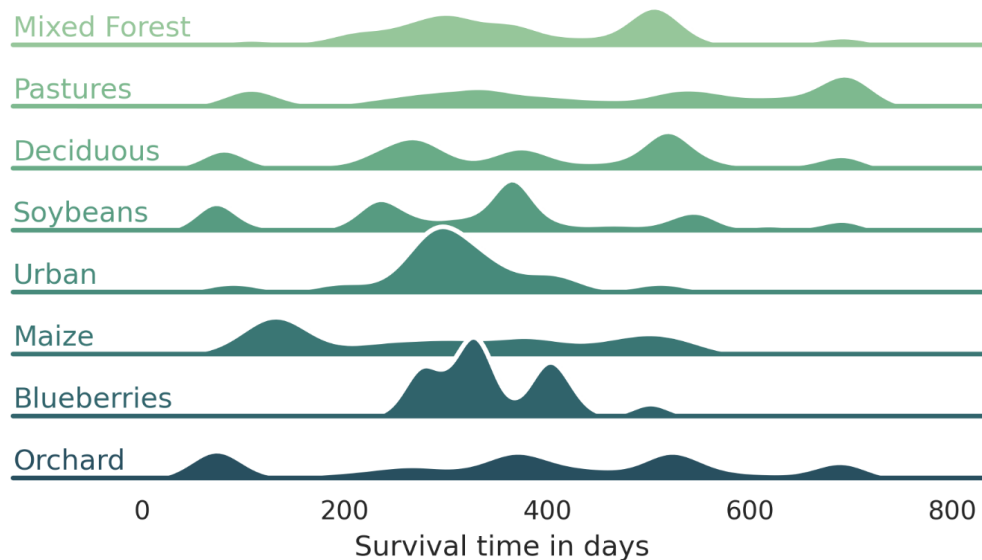
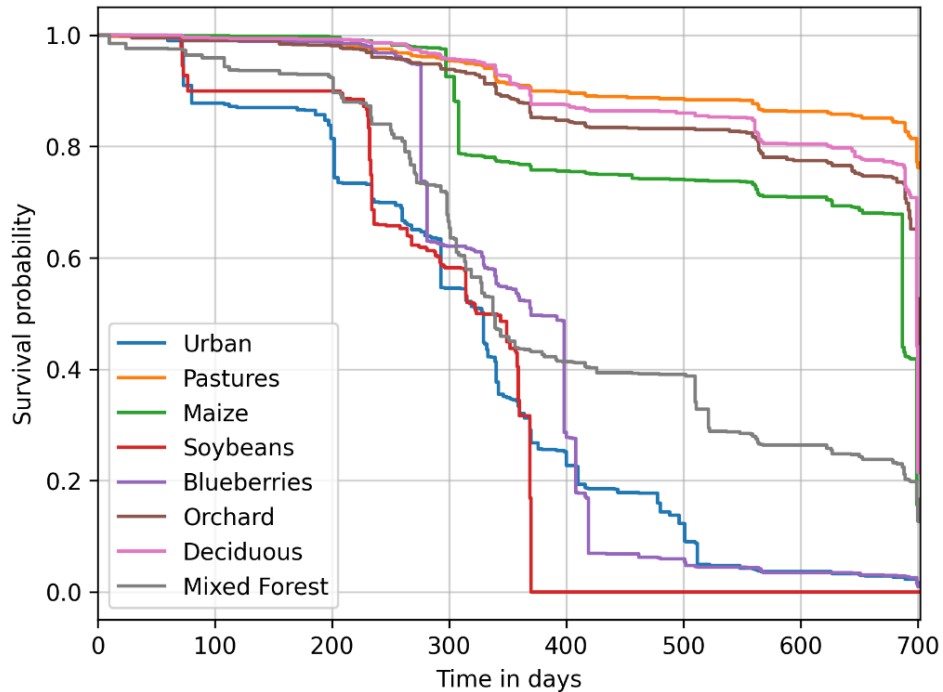


Figure 15

Survival probability functions predicted by the RSF model for each land cover or crop type group



The survival probability functions are predicted based on the 2,500-m buffer median landscape metrics of each land cover/crop type group.

Figure 15 presents the survival probability functions determined by the RSF model based on the median values of each land use/crop type group (Annexe 3B). In comparison with Figure 14, here the multi-temporal remote sensing vegetation indices and the landscape metrics are also taken into account. The graph shows that pastures/grasslands offer great foraging conditions, as do median orchard and deciduous landscapes. On the other hand, further evidence is provided that soybeans, urban and blueberry landscapes may be insufficient for providing optimal foraging conditions. The winter mortality peak can be observed between 300 and 400 days, with soybean and blueberry fields having the most significant drop. The feature importances presented in Tableau 5 suggest the vegetation indices, used as a proxy for crop productivity and floral abundance, play a crucial role in predicting colony lifespan. The June-July period is considered the most important, followed by the April-May period and lastly the Sept-Oct period. In all cases, the FPAR values come out as more important than EVI, but most significantly for the June-July period. The model accords little-to-no importance to the raw richness of landscape composition, represented by the SDI features.

3.4 Discussion

Our study assessed the effect of variations in landscape diversity, vegetation abundance and land cover in the foraging landscape surrounding beehives. Three main observations can be drawn from the results presented above.

Firstly, we observed evidence that diversity in landscape and floral composition can be beneficial for supporting honey bee colonies, but solely at coarser scales. In a 5,000-m buffer around the beehive, our calculation of the SDI of the landscape showcases a positive correlation with the lifespan of the colony. The variable importances obtained from the RSF model reinforce the claim that the importance of landscape diversity is larger at 5,000-m than at smaller buffer sizes. The low variable importances of the richness features in the RSF model ([Tableau 5](#)) lead us to temper our level of confidence in assessing the importance of landscape diversity. This could be due to the low variability in richness values ([Annexe 3B](#)). Also, since studies found mixed results for the effects of floral resources diversity on bee health (Di Pasquale et al., 2013; St. Clair et al., 2020), our results add to the argument that the benefits of crop diversity could come not from the diversity itself, but rather from the continuously overlapping flowering periods (Dolezal et al., 2019; Zhang et al., 2021).

Secondly, we found that floral abundance is a crucial driver of colony health, with the most important period being the peak of the beekeeping season. Using remotely sensed indices to measure crop productivity as a proxy of floral abundance, we found that the period ranging from the 1st of June to the 15th of July was accorded the most importance in the RSF model. In North American prairies, this period was associated with the highest pollen collection by honey bees on cultivated plants (Zhang et al., 2021). It is worthy of mentioning that the RSF feature importance of remotely sensed vegetation metrics in the peak season could be inflated by their capacity of distinguishing flower deprived covers over abundance itself. The abundance in the early season, represented by the months of April-May, and in the late season, represented by the September-October period, also hold some importance in the model. Such results demonstrate that beehives' health strongly

benefits an abundant access to floral resources and productive vegetation in the months of June and July.

Thirdly, we argue some land use and crop types can enhance colony health while others can be detrimental in the long run. Our results make a strong case for pasture fields providing good foraging conditions to honey bee colonies. While this may differ with Sponsler & Johnson (2015) and Fox et al. (2022) in suburban context, our study provides a considerable increase in the number of studied colonies. Furthermore, our interpretation of pasture and grassland cover as favorable forage is in line with that of other recent studies (Kuchling et al., 2018; Ohlinger et al., 2024; Quinlan et al., 2022), and such a reasoning could explain why commercial beekeepers tend to favor the habitat quality of grasslands over corn or soy fields (Otto et al., 2016). On that, the maize and the orchard beehive groups had some particularly left-skewed distributions of lifespan. As for the maize, one possible interpretation can be drawn from works that found maize pollen to provide weak nutritional values (Di Pasquale et al., 2016). Also, along with soybean, maize seeds are often coated in neonicotinoid insecticides (Long & Krupke, 2016; Lundin et al., 2015). Poor forage and exposure to insecticides are two of the concerns most raised by American beekeepers (Engebretson et al., 2022). It remains unclear if this reasoning also applies to the beehives located in orchards, considering the various orchard management practices in Quebec (Bostanian et al., 2004). The bimodal-like shape of the distribution of the mixed forest group is consistent with the observations of (Clermont et al., 2015). Moreover, the RSF survival probability function of beehives located in blueberry fields indicates a significant drop after one year, reinforcing the findings of Dufour et al. (2020) who observed incomplete nutrition in colonies used in the commercial pollination of blueberries in Quebec. The survival probability functions of the soybeans and the urban dominated landscapes at 2,500-m are also among the weakest of all landscapes studied. This is coherent with the findings of the studies on honey bee nutrition in soybean monocultures (Long & Krupke, 2016; St. Clair et al., 2020), and others comparing urban and natural landscapes at a coarse scale (Clermont et al., 2015; Kuchling et al., 2018; Richardson et al., 2023; Sponsler & Johnson, 2015).

3.5 Conclusion

In this study, through GIScience and machine learning methods, we assessed the effects of the surrounding landscape on the health of commercial honeybee colonies. Overall, the foraging landscape features studied prove to be solid explanatory variables, as attested by the strong predictive capacity of the RSF model. Higher diversity of crop types at large scales was found to have a positive effect on the lifespan of colonies. As raised by Dolezal et al. (2019), doubt remains as to whether this positive effect can be explained by nutritional diversity or by prolonged temporal abundance of floral resources.

Our study contributes to the goal of achieving better beekeeping and landscape management practices. While our results showcase the importance of peak season blooming, we believe that results should differ in urban areas, where abundance can be more of an issue rather than diversity. Indeed, we found that urban colonies fare less well, despite having higher landscape diversity, as shown by the values of the SDI columns in [Annexe 3B](#). This also supports the work of Sponsler & Johnson (2015) who mentioned the lack of late season resources in built landscapes. As mentioned in the discussion, further work should be conducted. Moreover, mitigation methods of the varroa mite should be further investigated, as mite-infested colonies could lose the potential of benefiting from foraging landscape quality (Dolezal et al., 2016; Koch et al., 2017; Requier et al., 2017; Smart et al., 2016). A better understanding of landscape effects and foraging patterns is required to address recent concerns such as a possible floral selfing feedback loop (Acoca-Pidolle et al., 2023). Lastly, we foresee promising studies linking the landscape with the genetics of the queen and the colony.

Chapitre 4 – Discussion et conclusion

4.1 Discussion

Comme nous l'avons vu, l'abeille mellifère est un pollinisateur crucial pour les systèmes agro-alimentaires qui fait toutefois face à des défis considérables. Au cours des dernières décennies, nombreux apiculteurs ont dû faire face au CCD, un phénomène décrivant la tendance globale de mortalités élevées dans les colonies d'abeilles mellifères. Une meilleure compréhension des déterminants de la santé des colonies pourrait améliorer les taux de survie et soutenir la production agricole. Dans ce dernier chapitre, nous résumons nos résultats au regard de notre prémisse : la santé de l'abeille mellifère est liée à son paysage géographique avoisinant. Parce que les jeux de données nous le permettaient, nous avons pu scinder le sujet d'étude entre deux parties : les ruchers en apiculture urbaine et ceux destinés à l'apiculture commerciale.

L'apiculture urbaine fait l'objet d'une attention croissante, en particulier dans les villes du monde occidental. Tout comme leurs homologues à la campagne, les apiculteurs entretenant des ruches en ville connaissent des défis liés à des taux de mortalité élevés. Dans le premier article, nous avons présenté l'état de nos connaissances en apiculture urbaine et sur la capacité des environnements urbains à accueillir des ruches. Trois jeux de données sur la santé des colonies et des images satellites de précision furent utilisés pour calculer des métriques du paysage autour de chaque ruche. Ces données furent analysées avec des modèles de pointe, mettant en lumière trois avenues d'interprétation. **En premier lieu**, les zones dépourvues de végétation, telles que le sol nu et l'eau, ont l'effet le plus néfaste sur la santé des ruches voisines. Dans un rayon allant de 250 m à un kilomètre, une augmentation de 10 % de la proportion de plans d'eau ou de sol nu se traduit par une diminution des chances de survie de l'ordre des 50 %. **En second lieu**, les conditions locales autour de la ruche affectent entre 17 et 40 % des chances de survie de la ruche. Un emplacement en zone d'îlot de chaleur urbain diminue les chances de survie, tandis que la présence d'arbres localement est un facteur positif pour la colonie. **En troisième lieu**, un

paysage urbain dense et fragmenté influence à la baisse les chances de survie de la colonie. Nos mesures de la fragmentation peuvent se comprendre en pratique par une faible taille des espaces verts urbains. Nous émettons des réserves quant à l'ampleur de ces facteurs, en raison de l'interprétabilité somme toute limitée des mesures de la fragmentation du paysage. Une fragmentation minimale des zones les plus densément bâties, par exemple par la présence d'arbres individuels ou de petits terrains végétalisés, pourrait contrebalancer l'effet négatif du paysage urbain dense. Les bonnes performances du modèle de survie random survival forests mettent en lumière l'importance des métriques du paysage. Les sorties du modèle ont permis de cartographier la qualité de l'habitat pour les abeilles en prenant l'exemple de l'Île de Montréal (Figure 9).

Un second article portait sur les ruches utilisées en pollinisation commerciale. Cette activité, avec ses importantes implications agro-alimentaires et économiques, est entravée par le grand nombre de colonies ne survivant à l'hiver dans les régions nordiques. L'angle d'analyse choisi consistait à évaluer la qualité des différents paysages de butinage en milieux agricoles. Autrement dit, comment la quantité, la diversité et la qualité des plantes mellifères disponibles peuvent-elles déterminer la santé et la productivité de la ruche. Pour ce cas d'étude, un jeu de données inédit a pu être accéder avec un partenariat académique avec la compagnie Nectar. Des données géoréférencées de qualité sur plus de 6700 colonies réparties dans la province de Québec ont pu être analysées par un modèle de survie augmenté par l'apprentissage automatique. Des données issues des images satellites nous ont permis de décrire le paysage autour de chaque ruche. D'un côté, nous avons utilisé une classification des terres cultivées et de l'autre, des indices de productivité de la végétation. Là encore, les résultats permettent de dégager trois interprétations possibles. **En premier lieu**, une diversité dans les types de culture semble avoir un effet positif, mais uniquement dans un grand rayon de butinage (e.g. 5000 m). Il demeure flou si cela est dû à la diversité nutritionnelle ou à la capacité du paysage à offrir des périodes de floraison en continu. Nous recommandons une étude plus approfondie pour confirmer l'importance réelle de la diversité florale. **En second lieu**, l'abondance des ressources florales est un important facteur de l'espérance de vie des colonies. Le modèle évalue que l'importance

de l'abondance, estimée à partir d'indices dynamiques de végétation à une résolution de 500 m, atteint son maximum lors du milieu de la saison entre le 1^{er} juin et le 15 juillet. **En troisième lieu**, nos résultats mettent en évidence que les différents types de cultures et de paysages sont inégaux dans les conditions offertes aux colonies d'abeilles. Les ruches situées en zones urbanisées et celles situées dans des monocultures de soja, de maïs ou de bleuets ont parmi les plus faibles espérances de vie comparativement aux autres paysages étudiés. À l'opposé, les paysages de pâturages ou d'herbages pourraient offrir des conditions optimales aux ruches utilisées pour la pollinisation commerciale.

Les analyses effectuées et rédigées dans les articles présentés permettent de dégager quelques recommandations pour les acteurs intéressés. Tel qu'il était entendu dans les objectifs initiaux, nous distinguons quatre MPG:

1. Lorsqu'il est possible de choisir l'emplacement d'une ruche en ville, les zones dépourvues de végétation telles que les sols nus et les grands plans d'eau doivent être évitées en priorité. Évitez les îlots de chaleur et favorisez la présence d'arbres dans un rayon de 50 mètres.
2. Pour des villes favorables à l'apiculture, la fragmentation du paysage doit être minimisée. La préservation de corridors et d'arbres individuels est particulièrement importante dans les zones urbaines les plus denses.
3. En apiculture commerciale, il est bénéfique d'exposer la ruche à une variété de cultures dans un rayon de 5000 mètres, ne serait-ce que pour assurer une abondance de ressources tout au long de la saison.
4. Lors de contrats pollinisation dans les cultures jugées à risque (voir [Chapitre 3](#)), il est crucial d'assurer un approvisionnement suffisant en début et en milieu de saison pour aider au bon statut de la colonie dans les mois subséquents. Dans le cas où la ruche demeure à au même emplacement avant ou après la période de floraison, des herbages indigènes exempts d'insecticides peuvent assurer un approvisionnement décisif en ressources florales.

4.2 Conclusion

Pour conclure ce mémoire, il convient de rappeler ses objectifs initiaux. Nous avons défini un objectif global, celui de mieux comprendre la capacité d'un territoire donné à supporter une ruche. À la lecture de la discussion ci-dessus, nous pouvons juger accompli notre objectif d'isoler les principaux déterminants de l'environnement physique affectant la santé des ruches urbaines (**objectif 1**). Avec les prédictions extrapolées du modèle augmenté par l'apprentissage automatique, nous avons pu cartographier la qualité des habitats apicoles urbains sur l'Île de Montréal (**objectif 2**). Les résultats obtenus dans le second article nous ont permis d'évaluer la qualité de différents paysages de butinages en apiculture commerciale au Québec (**objectif 3**). Dans l'ensemble, le travail et les recherches effectuées nous donnent le cadre nécessaire pour formuler une série de recommandations pour la recherche et l'adaptation en apiculture (**objectif 4**).

L'ensemble du projet de maîtrise, résumé par ce mémoire, trouve un intérêt particulier à deux égards. D'abord, il aborde la problématique concrète et actuelle qu'est l'incompréhension des causes de mortalité dans les colonies d'abeilles au Québec et ailleurs dans l'hémisphère nord; mais également et encore plus pertinemment, il présente un cadre d'analyse de pointe en GéolA pouvant être transposé à d'autres études en écologie du paysage. L'application de ce cadre de pointe a été rendue possible par les données géoréférencées de masse sur les ruches, propices à la fois pour l'analyse spatiale et pour l'exécution de modèles d'apprentissage automatique.

Les applications du GéolA offrent une multitude de possibilités de recherche. Cependant, reprenant l'argumentaire de Goodchild dans Hu et al. (2024), le GéolA ne constitue pas une science traditionnelle en soi, mais bien une boîte à outil visant à niveler vers le haut l'ensemble des méthodes d'analyse des sciences géographiques. C'est pourquoi, à l'exemple de ce mémoire, la réelle pertinence des recherches en GéolA sera toujours déterminée à partir des deux conditions mentionnées dans le précédent paragraphe: une bonne problématique et de bons ensembles de données.

Références bibliographiques

- Abdel Moniem, H. E. M., & Holland, J. D. (2013). Habitat connectivity for pollinator beetles using surface metrics. *Landscape Ecology*, 28(7), 1251-1267.
<https://doi.org/10.1007/s10980-013-9886-9>
- Acoca-Pidolle, S., Gauthier, P., Devresse, L., Deverge Merdrignac, A., Pons, V., & Cheptou, P.-O. (2023). Ongoing convergent evolution of a selfing syndrome threatens plant-pollinator interactions. *New Phytologist*, n/a(n/a).
<https://doi.org/10.1111/nph.19422>
- Agriculture et Agroalimentaire Canada. (2023). *Inventaire annuel canadien des cultures par satellite, 2023* [dataset]. Division de l'agroclimatique, de la géomatique, et de l'observation de la terre, Direction générale des sciences et de la technologie.
<https://ouvert.canada.ca/data/fr/dataset/ba2645d5-4458-414d-b196-6303ac06c1c9>
- Aizen, M. A., & Harder, L. D. (2009). The Global Stock of Domesticated Honey Bees Is Growing Slower Than Agricultural Demand for Pollination. *Current Biology*, 19(11), 915-918. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2009.03.071>
- Alaux, C., Allier, F., Decourtye, A., Odoux, J. F., Tamic, T., Chabirand, M., Delestra, E., Decugis, F., Conte, Y. L., & Henry, M. (2017). A 'Landscape physiology' approach for assessing bee health highlights the benefits of floral landscape enrichment and semi-natural habitats. *Scientific Reports*, 7, 10 p.
<https://doi.org/10.1038/srep40568>
- Alaux, C., Ducloz, F., Crauser, D., & Le Conte, Y. (2010). Diet effects on honeybee immunocompetence. *Biology Letters*, 6(4), 562-565.
<https://doi.org/10.1098/rsbl.2009.0986>
- Alton, K., & Ratnieks, F. (2016). Roof Top Hives : Practical Beekeeping or Publicity Stunt? *Bee World*, 93(3), 64-67. <https://doi.org/10.1080/0005772X.2016.1257462>

- Anderson, M., Crubaugh, F., Greenslit, C., Hill, E., Kroth, H., Stanislawski, E., Ribbons, R., & Toro, I. D. (2023). B.Y.O. Bees : Managing wild bee biodiversity in urban greenspaces. *PLOS ONE*, 18(4), e0281468.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0281468>
- Angelella, G. M., McCullough, C. T., & O'Rourke, M. E. (2021). Honey bee hives decrease wild bee abundance, species richness, and fruit count on farms regardless of wildflower strips. *Scientific Reports*, 11(1), 3202.
<https://doi.org/10.1038/s41598-021-81967-1>
- Annoscia, D., Di Prisco, G., Becchimanzi, A., Caprio, E., Frizzera, D., Linguadoca, A., Nazzi, F., & Pennacchio, F. (2020). Neonicotinoid Clothianidin reduces honey bee immune response and contributes to *Varroa* mite proliferation. *Nature Communications*, 11(1), 5887. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-19715-8>
- Apiculteur anonyme #1. (2023). *Communication personnelle* [Communication personnelle].
- Apiculteur anonyme #2. (2023). *Communication personnelle* [Communication personnelle].
- Apiculteur anonyme #3. (2023). *Communication personnelle* [Communication personnelle].
- Ayers, A. C., & Rehan, S. M. (2021). Supporting Bees in Cities : How Bees Are Influenced by Local and Landscape Features. *Insects*, 12(2), Article 2.
<https://doi.org/10.3390/insects12020128>
- Barron, A. B. (2015). Death of the bee hive : Understanding the failure of an insect society. *Current Opinion in Insect Science*, 10, 45-50.
- Becher, M. A., Grimm, V., Thorbek, P., Horn, J., Kennedy, P. J., & Osborne, J. L. (2014). BEEHAVE : A systems model of honeybee colony dynamics and foraging to explore multifactorial causes of colony failure. *Journal of Applied Ecology*, 51(2), 470-482. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.12222>
- Becsi, B., Formayer, H., & Brodschneider, R. (2021). A biophysical approach to assess weather impacts on honey bee colony winter mortality. *Royal Society open science*,

8(9), 210618.

- Beekman, M., & Ratnieks, F. L. W. (2000). Long-range foraging by the honey-bee, *Apis mellifera* L. *Functional Ecology*, 14(4), 490-496. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2435.2000.00443.x>
- Behrens, T., Müller, J., & Diepenbrock, W. (2006). Utilization of canopy reflectance to predict properties of oilseed rape (*Brassica napus* L.) and barley (*Hordeum vulgare* L.) during ontogenesis. *European Journal of Agronomy*, 25(4), 345-355. <https://doi.org/10.1016/j.eja.2006.06.010>
- Bergen, K. J., Johnson, P. A., de Hoop, M. V., & Beroza, G. C. (2019). Machine learning for data-driven discovery in solid Earth geoscience. *Science*, 363(6433), eaau0323. <https://doi.org/10.1126/science.aau0323>
- Beyer, M., Junk, J., Eickermann, M., Clermont, A., Kraus, F., Georges, C., Reichart, A., & Hoffmann, L. (2018). Winter honey bee colony losses, *Varroa destructor* control strategies, and the role of weather conditions : Results from a survey among beekeepers. *Research in veterinary science*, 118, 52-60.
- Boscolo, D., Tokumoto, P. M., Ferreira, P. A., Ribeiro, J. W., & Santos, J. S. dos. (2017). Positive responses of flower visiting bees to landscape heterogeneity depend on functional connectivity levels. *Perspectives in Ecology and Conservation*, 15(1), 18-24. <https://doi.org/10.1016/j.pecon.2017.03.002>
- Bostanian, N. J., Goulet, H., O'Hara, J., Masner, L., & Racette, G. (2004). Towards Insecticide Free Apple Orchards : Flowering Plants to Attract Beneficial Arthropods. *Biocontrol Science and Technology*, 14(1), 25-37. <https://doi.org/10.1080/09583150310001606570>
- Branchiccela, B., Castelli, L., Corona, M., Díaz-Cetti, S., Invernizzi, C., Martínez de la Escalera, G., Mendoza, Y., Santos, E., Silva, C., Zunino, P., & Antúnez, K. (2019). Impact of nutritional stress on the honeybee colony health. *Scientific Reports*, 9(1), 10156. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-46453-9>

- Breeze, T. D., Bailey, A. P., Balcombe, K. G., & Potts, S. G. (2011). Pollination services in the UK: how important are honeybees? *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 142(3-4), 137-143.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, 5-32.
- Brodtschneider, R., & Crailsheim, K. (2010). Nutrition and health in honey bees. *Apidologie*, 41(3), Article 3. <https://doi.org/10.1051/apido/2010012>
- Brown, M. J. F., & Paxton, R. J. (2009). The conservation of bees : A global perspective. *Apidologie*, 40(3), 410-416. <https://doi.org/10.1051/apido/2009019>
- Bruckner, S., Straub, L., Neumann, P., & Williams, G. R. (2023). Negative but antagonistic effects of neonicotinoid insecticides and ectoparasitic mites *Varroa destructor* on *Apis mellifera* honey bee food glands. *Chemosphere*, 313, 137535. <https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2022.137535>
- Burrough, P. A., & McDonnell, R. A. (1998). *Principles of geographical information systems*. Oxford University Press.
- Calovi, M., Grozinger, C. M., Miller, D. A., & Goslee, S. C. (2021). Summer weather conditions influence winter survival of honey bees (*Apis mellifera*) in the northeastern United States. *Scientific reports*, 11(1), 1-12.
- Cardille, J. A., & Turner, M. G. (2017). Understanding Landscape Metrics. Dans S. E. Gergel & M. G. Turner (Éds.), *Learning Landscape Ecology : A Practical Guide to Concepts and Techniques* (p. 45-63). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4939-6374-4_4
- Carré, G., Roche, P., Chifflet, R., Morison, N., Bommarco, R., Harrison-Cripps, J., Krewenka, K., Potts, S. G., Roberts, S. P. M., Rodet, G., Settele, J., Steffan-Dewenter, I., Szentgyörgyi, H., Tscheulin, T., Westphal, C., Woyciechowski, M., & Vaissière, B. E. (2009). Landscape context and habitat type as drivers of bee diversity in European annual crops. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 133(1),

40-47. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2009.05.001>

Casanelles-Abella, J., & Moretti, M. (2022). Challenging the sustainability of urban beekeeping using evidence from Swiss cities. *Npj Urban Sustainability*, 2(1), Article 1. <https://doi.org/10.1038/s42949-021-00046-6>

Cavayas, F., Ramos, Y., & Boyer, A. (2012). Mapping urban vegetation cover using WorldView-2 imagery. *Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XVIII*, 8390, 196-205.

Chen, B., Jin, Y., & Brown, P. (2019). An enhanced bloom index for quantifying floral phenology using multi-scale remote sensing observations. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 156, 108-120. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.08.006>

Clarke, D., & Robert, D. (2018). Predictive modelling of honey bee foraging activity using local weather conditions. *Apidologie*, 49(3), 386-396. <https://doi.org/10.1007/s13592-018-0565-3>

Clermont, A., Eickermann, M., Kraus, F., Hoffmann, L., & Beyer, M. (2015). Correlations between land covers and honey bee colony losses in a country with industrialized and rural regions. *Science of The Total Environment*, 532, 1-13. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2015.05.128>

Corridor écologique Darlington. (2023). *Corridor écologique Darlington | Montréal*. Darlington. <https://www.corridorecologiquedarlington.org>

Couclelis, H. (1986). Artificial intelligence in geography : Conjectures on the shape of things to come. *The professional geographer*, 38(1), 1-11.

Couvillon, M. J., Riddell Pearce, F. C., Accleton, C., Fensome, K. A., Quah, S. K. L., Taylor, E. L., & Ratnieks, F. L. W. (2015). Honey bee foraging distance depends on month and forage type. *Apidologie*, 46(1), 61-70. <https://doi.org/10.1007/s13592-014-0302-5>

- Davidson-Pilon, C. (2019). lifelines : Survival analysis in Python. *Journal of Open Source Software*, 4(40), 1317.
- Debeljak, M., & Džeroski, S. (2011). Decision trees in ecological modelling. Dans *Modelling complex ecological dynamics : An introduction into ecological modelling for students, teachers & scientists* (p. 197-209). Springer.
- Decourtye, A., Alaux, C., Le Conte, Y., & Henry, M. (2019). Toward the protection of bees and pollination under global change : Present and future perspectives in a challenging applied science. *Current Opinion in Insect Science*, 35, 123-131. <https://doi.org/10.1016/j.cois.2019.07.008>
- Decourtye, A., Mader, E., & Desneux, N. (2010). Landscape enhancement of floral resources for honey bees in agro-ecosystems. *Apidologie*, 41(3), Article 3. <https://doi.org/10.1051/apido/2010024>
- Didan, K. (2021). MODIS/Terra vegetation indices 16-day L3 global 250m SIN grid V061. NASA EOSDIS Land Processes DAAC.
- Di Pasquale, G., Alaux, C., Conte, Y. L., Odoux, J.-F., Pioz, M., Vaissière, B. E., Belzunces, L. P., & Decourtye, A. (2016). Variations in the Availability of Pollen Resources Affect Honey Bee Health. *PLOS ONE*, 11(9), e0162818. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0162818>
- Di Pasquale, G., Salignon, M., Conte, Y. L., Belzunces, L. P., Decourtye, A., Kretzschmar, A., Suchail, S., Brunet, J.-L., & Alaux, C. (2013). Influence of Pollen Nutrition on Honey Bee Health : Do Pollen Quality and Diversity Matter? *PLOS ONE*, 8(8), e72016. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0072016>
- Dimitrijević, S., & Zogović, N. (2022). *Machine Learning Advances in Beekeeping*. University of Belgrade, Mihailo Pupin Institute; [Article en prépublication].
- Dixon, D. J., Callow, J. N., Duncan, J. M. A., Setterfield, S. A., & Pauli, N. (2021). Satellite prediction of forest flowering phenology. *Remote Sensing of Environment*, 255,

112197. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112197>

Döke, M. A., Frazier, M., & Grozinger, C. M. (2015). Overwintering honey bees : Biology and management. *Current Opinion in Insect Science*, 10, 185-193.

<https://doi.org/10.1016/j.cois.2015.05.014>

Dolezal, A. G., Carrillo-Tripp, J., Miller, W. A., Bonning, B. C., & Toth, A. L. (2016). Intensively Cultivated Landscape and Varroa Mite Infestation Are Associated with Reduced Honey Bee Nutritional State. *PLOS ONE*, 11(4), e0153531.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0153531>

Dolezal, A. G., St. Clair, A. L., Zhang, G., Toth, A. L., & O'Neal, M. E. (2019). Native habitat mitigates feast-famine conditions faced by honey bees in an agricultural landscape. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116(50), 25147-25155.

<https://doi.org/10.1073/pnas.1912801116>

Dufour, C., Fournier, V., & Giovenazzo, P. (2020). The impact of lowbush blueberry (*Vaccinium angustifolium* Ait.) and cranberry (*Vaccinium macrocarpon* Ait.) pollination on honey bee (*Apis mellifera* L.) colony health status. *PLOS ONE*, 15(1), e0227970.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0227970>

Duro, D. C., Coops, N. C., Wulder, M. A., & Han, T. (2007). Development of a large area biodiversity monitoring system driven by remote sensing. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 31(3), 235-260.

<https://doi.org/10.1177/0309133307079054>

Engebretson, J. M., Nelson, K. C., Steinhauer, N., Rennich, K., Spivak, M., & vanEngelsdorp, D. (2022). Perceptions of honey bee management information sources among backyard and sideliner beekeepers in the United States. *Journal of Rural Studies*, 96, 190-197.

<https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2022.10.020>

Fang, S., Tang, W., Peng, Y., Gong, Y., Dai, C., Chai, R., & Liu, K. (2016). Remote Estimation of Vegetation Fraction and Flower Fraction in Oilseed Rape with Unmanned Aerial Vehicle Data. *Remote Sensing*, 8(5), Article 5.

<https://doi.org/10.3390/rs8050416>

- Farley, S. S., Dawson, A., Goring, S. J., & Williams, J. W. (2018). Situating ecology as a big-data science : Current advances, challenges, and solutions. *BioScience*, 68(8), 563-576.
- Ferland, J., Kempers, M., Kennedy, K., Kozak, P., Lafrenière, R., Maund, C., Menzies, C., Mesher, C., Muirhead, S., & Nasr, M. (2022). *Statement on Honey Bee Wintering Losses in Canada for 2022*. Canadian Association of Professional Apiculturists.
- Fitch, G., & Vaidya, C. (2021). Roads pose a significant barrier to bee movement, mediated by road size, traffic and bee identity. *Journal of Applied Ecology*, 58(6), 1177-1186.
- Fox, G., Vellaniparambil, L. R., Ros, L., Sammy, J., Preziosi, R. F., & Rowntree, J. K. (2022). Complex urban environments provide *Apis mellifera* with a richer plant forage than suburban and more rural landscapes. *Ecology and Evolution*, 12(11), e9490. <https://doi.org/10.1002/ece3.9490>
- Gallant, A. L., Euliss, N. H., & Browning, Z. (2014). Mapping Large-Area Landscape Suitability for Honey Bees to Assess the Influence of Land-Use Change on Sustainability of National Pollination Services. *PLoS ONE*, 9(6), e99268. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0099268>
- Garibaldi, L. A., Steffan-Dewenter, I., Winfree, R., Aizen, M. A., Bommarco, R., Cunningham, S. A., Kremen, C., Carvalheiro, L. G., Harder, L. D., Afik, O., Bartomeus, I., Benjamin, F., Boreux, V., Cariveau, D., Chacoff, N. P., Dudenhöffer, J. H., Freitas, B. M., Ghazoul, J., Greenleaf, S., ... Klein, A. M. (2013). Wild Pollinators Enhance Fruit Set of Crops Regardless of Honey Bee Abundance. *Science*, 339(6127), 1608-1611. <https://doi.org/10.1126/science.1230200>
- Genersch, E., Von Der Ohe, W., Kaatz, H., Schroeder, A., Otten, C., Büchler, R., Berg, S., Ritter, W., Mühlen, W., & Gisder, S. (2010). The German bee monitoring project : A long term study to understand periodically high winter losses of honey bee

- colonies. *Apidologie*, 41(3), 332-352.
- George, B., Seals, S., & Aban, I. (2014). Survival analysis and regression models. *Journal of Nuclear Cardiology*, 21(4), 686-694. <https://doi.org/10.1007/s12350-014-9908-2>
- Girling, R. D., Lusebrink, I., Farthing, E., Newman, T. A., & Poppy, G. M. (2013). Diesel exhaust rapidly degrades floral odours used by honeybees. *Scientific Reports*, 3(1), 2779.
- Goodchild, M. F. (1992). Geographical information science. *International journal of geographical information systems*, 6(1), 31-45.
- Goodchild, M. F. (2019). Geography and geographic information science : An evolving relationship. *Canadian Geographies / Géographies canadiennes*, 63(4), 530-539. <https://doi.org/10.1111/cag.12554>
- Gouvernement du Québec. (2023, février 23). *Élevage d'abeilles en ville*. Gouvernement du Québec. <https://www.quebec.ca/agriculture-environnement-et-ressources-naturelles/agriculture/agriculture-urbaine/elevage-abeilles-en-ville>
- Gustafson, E. J. (1998). Quantifying Landscape Spatial Pattern : What Is the State of the Art? *Ecosystems*, 1(2), 143-156. <https://doi.org/10.1007/s100219900011>
- Hagler, J. R., Mueller, S., Teuber, L. R., Machtley, S. A., & Van Deynze, A. (2011). Foraging range of honey bees, *Apis mellifera*, in alfalfa seed production fields. *Journal of Insect Science*, 11(1), 144. <https://doi.org/10.1673/031.011.14401>
- Hall, D. M., Camilo, G. R., Tonietto, R. K., Ollerton, J., Ahrné, K., Arduser, M., Ascher, J. S., Baldock, K. C. R., Fowler, R., Frankie, G., Goulson, D., Gunnarsson, B., Hanley, M. E., Jackson, J. I., Langellotto, G., Lowenstein, D., Minor, E. S., Philpott, S. M., Potts, S. G., ... Threlfall, C. G. (2017). The city as a refuge for insect pollinators. *Conservation Biology*, 31(1), 24-29. <https://doi.org/10.1111/cobi.12840>
- Harrison, T., & Winfree, R. (2015). Urban drivers of plant-pollinator interactions. *Functional Ecology*, 29(7), 879-888. <https://doi.org/10.1111/1365-2435.12486>

- He, X.-J., Tian, L.-Q., Wu, X.-B., & Zeng, Z.-J. (2016). RFID monitoring indicates honeybees work harder before a rainy day. *Insect science*, 23(1), 157-159.
- Hendrikx, P., Debin, M., & Chauzat, M.-P. (2010). Surveillance et facteurs de risque de la mortalité des abeilles en Europe. *Bulletin épidémiologique AFSSA - DGAL*, 5-9.
- Hinners, S. J., Kearns, C. A., & Wessman, C. A. (2012). Roles of scale, matrix, and native habitat in supporting a diverse suburban pollinator assemblage. *Ecological Applications*, 22(7), 1923-1935. <https://doi.org/10.1890/11-1590.1>
- Horn, J., Becher, M. A., Kennedy, P. J., Osborne, J. L., & Grimm, V. (2016). Multiple stressors : Using the honeybee model BEEHAVE to explore how spatial and temporal forage stress affects colony resilience. *Oikos*, 125(7), 1001-1016.
- Hristov, P., Shumkova, R., Palova, N., & Neov, B. (2020). Factors Associated with Honey Bee Colony Losses : A Mini-Review. *Veterinary Sciences*, 7(4), Article 4. <https://doi.org/10.3390/vetsci7040166>
- Hu, Y., Goodchild, M., Zhu, A.-X., Yuan, M., Aydin, O., Bhaduri, B., Gao, S., Li, W., Lunga, D., & Newsam, S. (2024). A five-year milestone : Reflections on advances and limitations in GeoAI research. *Annals of GIS*, 30(1), 1-14. <https://doi.org/10.1080/19475683.2024.2309866>
- Hu, Y., Li, W., Wright, D., Aydin, O., Wilson, D., Maher, O., & Raad, M. (2019). Artificial intelligence approaches. *arXiv preprint arXiv:1908.10345*.
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E. P., Gao, X., & Ferreira, L. G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83(1), 195-213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)
- Institut de la statistique du Québec. (2024). *Portrait de l'apiculture au Québec en 2022* [Résumé d'enquête]. Gouvernement du Québec. <https://statistique.quebec.ca/fr/produit/publication/portrait-apiculture-quebec->

2022

- Ishwaran, H., Kogalur, U. B., Blackstone, E. H., & Lauer, M. S. (2008). Random survival forests. *The Annals of Applied Statistics*, 2(3), 841-860.
<https://doi.org/10.1214/08-AOAS169>
- Janowicz, K., Gao, S., McKenzie, G., Hu, Y., & Bhaduri, B. (2020). GeoAI : Spatially explicit artificial intelligence techniques for geographic knowledge discovery and beyond. *International Journal of Geographical Information Science*, 34(4), 625-636.
<https://doi.org/10.1080/13658816.2019.1684500>
- Johnson, D. M. (2016). A comprehensive assessment of the correlations between field crop yields and commonly used MODIS products. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 52, 65-81.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2016.05.010>
- Jolly, E. (2018). Pymer4 : Connecting R and Python for linear mixed modeling. *Journal of Open Source Software*, 3(31), 862.
- Jung, M. (2016). LecoS—A python plugin for automated landscape ecology analysis. *Ecological informatics*, 31, 18-21.
- Kempers, M., Kozak, P., Maund, C., Menzies, C., Micholson, D., Morfin, N., Muirhead, S., Nasr, M., Pernal, S., & Sproule, J. (2023). *Statement on honey bee wintering losses in Canada for 2023*. Canadian Association of Professional Apiculturists.
- Khoury, D. S., Barron, A. B., & Myerscough, M. R. (2013). Modelling food and population dynamics in honey bee colonies. *PloS one*, 8(5), e59084.
- Klein, A.-M., Vaissière, B. E., Cane, J. H., Steffan-Dewenter, I., Cunningham, S. A., Kremen, C., & Tscharntke, T. (2006). Importance of pollinators in changing landscapes for world crops. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 274(1608), 303-313. <https://doi.org/10.1098/rspb.2006.3721>
- Koch, H., Brown, M. J., & Stevenson, P. C. (2017). The role of disease in bee foraging

ecology. *Current Opinion in Insect Science*, 21, 60-67.

<https://doi.org/10.1016/j.cois.2017.05.008>

Kraft, D. (2011). Model integration : Application in Ecology and for Management. Dans *Modelling Complex Ecological Dynamics : An Introduction into Ecological Modelling for Students, Teachers & Scientists* (p. 301-320). Springer.

Kuchling, S., Kopacka, I., Kalcher-Sommersguter, E., Schwarz, M., Crailsheim, K., & Brodschneider, R. (2018). Investigating the role of landscape composition on honey bee colony winter mortality : A long-term analysis. *Scientific Reports*, 8(1), Article 1. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-30891-y>

Kulhanek, K., Steinhauer, N., Rennich, K., Caron, D. M., Sagili, R. R., Pettis, J. S., Ellis, J. D., Wilson, M. E., Wilkes, J. T., Tarpy, D. R., Rose, R., Lee, K., Rangel, J., & vanEngelsdorp, D. (2017). A national survey of managed honey bee 2015–2016 annual colony losses in the USA. *Journal of Apicultural Research*, 56(4), 328-340. <https://doi.org/10.1080/00218839.2017.1344496>

Laboratoire sur l'agriculture urbaine (AU/LAB). (2023). *Apiculture urbaine* [Encyclopédie]. Cultive ta ville. <https://cultivetaville.com/fr/encyclopedie/apiculture-urbaine/>

Lau, P., Bryant, V., Ellis, J. D., Huang, Z. Y., Sullivan, J., Schmehl, D. R., Cabrera, A. R., & Rangel, J. (2019). Seasonal variation of pollen collected by honey bees (*Apis mellifera*) in developed areas across four regions in the United States. *PLOS ONE*, 14(6), e0217294. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0217294>

Lavallin, A., & Downs, J. A. (2021). Machine learning in geography–Past, present, and future. *Geography Compass*, 15(5), e12563. <https://doi.org/10.1111/gec3.12563>

Le Conte, Y., Ellis, M., & Ritter, W. (2010). Varroa mites and honey bee health : Can Varroa explain part of the colony losses? *Apidologie*, 41(3), 353. <https://doi.org/10.1051/apido/2010017>

Le Conte, Y., & Navajas, M. (2008). Climate change : Impact on honey bee populations

- and diseases. *Revue Scientifique et Technique- Office International Des Epizooties*, 27(2), 499.
- LeDee, O. E., Cuthbert, F. J., & Bolstad, P. V. (2008). A Remote Sensing Analysis of Coastal Habitat Composition for a Threatened Shorebird, the Piping Plover (*Charadrius melodus*). *Journal of Coastal Research*, 24(3 (243)), 719-726.
<https://doi.org/10.2112/06-0734.1>
- Lee, K., Steinhauer, N., Travis, D. A., Meixner, M. D., & Deen, J. (2015). Honey bee surveillance : A tool for understanding and improving honey bee health. *Current opinion in insect science*, 10, 37-44.
- Li, W. (2020). GeoAI: Where machine learning and big data converge in GIScience. *Journal of Spatial Information Science*, 20, 71-77.
- Li, W., & Hsu, C.-Y. (2022). GeoAI for Large-Scale Image Analysis and Machine Vision : Recent Progress of Artificial Intelligence in Geography. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 11(7), Article 7. <https://doi.org/10.3390/ijgi11070385>
- Long, E. Y., & Krupke, C. H. (2016). Non-cultivated plants present a season-long route of pesticide exposure for honey bees. *Nature Communications*, 7(1), 11629.
<https://doi.org/10.1038/ncomms11629>
- Longley, P. A., & Cheshire, J. A. (2017). Geographical information systems. Dans *The Routledge Handbook of Mapping and Cartography*. Routledge.
- Longley, P. A., Goodchild, M. F., Maguire, D. J., & Rhind, D. W. (2015). *Geographic Information Science and Systems*. John Wiley & Sons.
- Lorenz, S., & Stark, K. (2015). Saving the honeybees in Berlin? A case study of the urban beekeeping boom. *Environmental Sociology*, 1(2), 116-126.
<https://doi.org/10.1080/23251042.2015.1008383>
- Lundin, O., Rundlöf, M., Smith, H. G., Fries, I., & Bommarco, R. (2015). Neonicotinoid Insecticides and Their Impacts on Bees : A Systematic Review of Research

- Approaches and Identification of Knowledge Gaps. *PLOS ONE*, 10(8), e0136928.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0136928>
- MacInnis, G., Normandin, E., & Ziter, C. D. (2023). Decline in wild bee species richness associated with honey bee (*Apis mellifera* L.) abundance in an urban ecosystem. *PeerJ*, 11, e14699. <https://doi.org/10.7717/peerj.14699>
- Mao, H., Hu, Y., Kar, B., Gao, S., & McKenzie, G. (2018). GeoAI 2017 workshop report : The 1st ACM SIGSPATIAL International Workshop on GeoAI: @AI and Deep Learning for Geographic Knowledge Discovery: Redondo Beach, CA, USA - November 7, 2016. *SIGSPATIAL Special*, 9(3), 25.
<https://doi.org/10.1145/3178392.3178408>
- Martin, E. A., Dainese, M., Clough, Y., Báldi, A., Bommarco, R., Gagic, V., Garratt, M. P. D., Holzschuh, A., Kleijn, D., Kovács-Hostyánszki, A., Marini, L., Potts, S. G., Smith, H. G., Al Hassan, D., Albrecht, M., Andersson, G. K. S., Asís, J. D., Aviron, S., Balzan, M. V., ... Steffan-Dewenter, I. (2019). The interplay of landscape composition and configuration : New pathways to manage functional biodiversity and agroecosystem services across Europe. *Ecology Letters*, 22(7), 1083-1094.
<https://doi.org/10.1111/ele.13265>
- Martins, K. T., Gonzalez, A., & Lechowicz, M. J. (2017). Patterns of pollinator turnover and increasing diversity associated with urban habitats. *Urban Ecosystems*, 20(6), 1359-1371. <https://doi.org/10.1007/s11252-017-0688-8>
- Matsuzawa, T., & Kohsaka, R. (2021). Status and Trends of Urban Beekeeping Regulations : A Global Review. *Earth*, 2(4), Article 4.
<https://doi.org/10.3390/earth2040054>
- Matteson, K. C., Grace, J. B., & Minor, E. S. (2013). Direct and indirect effects of land use on floral resources and flower-visiting insects across an urban landscape. *Oikos*, 122(5), 682-694. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0706.2012.20229.x>
- McCune, F. (2018). *Impact de l'apiculture urbaine et du paysage urbain sur les abeilles*

sauvages. Université Laval.

- McCune, F., Normandin, É., Mazerolle, M. J., & Fournier, V. (2020). Response of wild bee communities to beekeeping, urbanization, and flower availability. *Urban Ecosystems*, 23(1), 39-54. <https://doi.org/10.1007/s11252-019-00909-y>
- McGarigal, K. (2013). Landscape Pattern Metrics. Dans *Encyclopedia of Environmetrics*. John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9780470057339.val006.pub2>
- Melicher, D., Wilson, E. S., Bowsher, J. H., Peterson, S. S., Yocum, G. D., & Rinehart, J. P. (2019). Long-distance transportation causes temperature stress in the honey bee, *Apis mellifera* (Hymenoptera : Apidae). *Environmental entomology*, 48(3), 691-701.
- Miller, H. J., & Goodchild, M. F. (2015). Data-driven geography. *GeoJournal*, 80(4), 449-461. <https://doi.org/10.1007/s10708-014-9602-6>
- Moncada-Torres, A., van Maaren, M. C., Hendriks, M. P., Siesling, S., & Geleijnse, G. (2021). Explainable machine learning can outperform Cox regression predictions and provide insights in breast cancer survival. *Scientific Reports*, 11(1), 6968. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-86327-7>
- Monchanin, C., Henry, M., Decourtye, A., Dalmon, A., Fortini, D., Bœuf, E., Dubuisson, L., Aupinel, P., Chevallereau, C., & Petit, J. (2019). Hazard of a neonicotinoid insecticide on the homing flight of the honeybee depends on climatic conditions and *Varroa* infestation. *Chemosphere*, 224, 360-368.
- Myneni, R., Knyazikhin, Y., & Park, T. (2021). MODIS/Terra Leaf Area Index/FPAR 8-Day L4 Global 500m SIN Grid V061 [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes Distributed Active Archive Center.
- Nectar. (2024). *Nectar Beektrack personal dataset (Canada)* [dataset]. Communications personnelles.
- Neov, B., Georgieva, A., Shumkova, R., Radoslavov, G., & Hristov, P. (2019). Biotic and abiotic factors associated with colonies mortalities of managed honey bee (*Apis*

mellifera). *Diversity*, 11(12), 237.

Neumann, P., & Carreck, N. L. (2010). Honey bee colony losses. *Journal of Apicultural Research*, 49(1), 1-6. <https://doi.org/10.3896/IBRA.1.49.1.01>

Ngo, T.-N., Rustia, D. J. A., externe, L. vers un site, fenêtre, celui-ci s'ouvrira dans une nouvelle, En-Cheng, Y., Lin, T.-T., externe, L. vers un site, & fenêtre, celui-ci s'ouvrira dans une nouvelle. (2021). *Honey Bee Colony Population Daily Loss Rate Forecasting and an Early Warning Method Using Temporal Convolutional Networks*. 21(11), 3900. <https://doi.org/10.3390/s21113900>

Odoux, J.-F., Aupinel, P., Gateff, S., Requier, F., Henry, M., & Bretagnolle, V. (2014). ECOBEE : A tool for long-term honey bee colony monitoring at the landscape scale in West European intensive agroecosystems. *Journal of Apicultural Research*, 53(1), 57-66. <https://doi.org/10.3896/IBRA.1.53.1.05>

Ohlinger, B. D., Couvillon, M. J., & Schürch, R. (2024). Agricultural grasslands provide forage for honey bees but only when nearby. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 359, 108722. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2023.108722>

Openshaw, S., & Openshaw, C. (1997). *Artificial intelligence in geography*. John Wiley & Sons, Inc.

Otto, C. R. V., Roth, C. L., Carlson, B. L., & Smart, M. D. (2016). Land-use change reduces habitat suitability for supporting managed honey bee colonies in the Northern Great Plains. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 113(37), 10430-10435. <https://doi.org/10.1073/pnas.1603481113>

Otto, C. R. V., Zheng, H., Gallant, A. L., Iovanna, R., Carlson, B. L., Smart, M. D., & Hyberg, S. (2018). Past role and future outlook of the Conservation Reserve Program for supporting honey bees in the Great Plains. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 115(29), 7629-7634. <https://doi.org/10.1073/pnas.1800057115>

Perez, L., Nelson, T., Coops, N. C., Fontana, F., & Drever, C. R. (2016). Characterization of

spatial relationships between three remotely sensed indirect indicators of biodiversity and climate : A 21years' data series review across the Canadian boreal forest. *International Journal of Digital Earth*, 9(7), 676-696.

<https://doi.org/10.1080/17538947.2015.1116623>

Péricard, A. (2023, juin 3). Il y a trop de ruches en ville, soutient un pionnier en apiculture urbaine [Entrevue]. Dans *La nature selon Boucar*. Radio-Canada. <https://ici.radio-canada.ca/ohdio/premiere/emissions/la-nature-selon-boucar/segments/entrevue/445646/apuculture-urbaine-ruches-abeilles>

Pettis, J. S., & Delaplane, K. S. (2010). Coordinated responses to honey bee decline in the USA. *Apidologie*, 41(3). <https://doi.org/10.1051/apido/2010013>

Plascencia, M., & Philpott, S. M. (2017). Floral abundance, richness, and spatial distribution drive urban garden bee communities. *Bulletin of Entomological Research*, 107(5), 658-667. <https://doi.org/10.1017/S0007485317000153>

Pölsterl, S. (2020). scikit-survival : A Library for Time-to-Event Analysis Built on Top of scikit-learn. *Journal of Machine Learning Research*, 21(212), 1-6.

Potts, S. G., Biesmeijer, J. C., Kremen, C., Neumann, P., Schweiger, O., & Kunin, W. E. (2010). Global pollinator declines : Trends, impacts and drivers. *Trends in Ecology & Evolution*, 25(6), 345-353. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2010.01.007>

Potts, S. G., Roberts, S. P. M., Dean, R., Marris, G., Brown, M. A., Jones, R., Neumann, P., & Settele, J. (2010). Declines of managed honey bees and beekeepers in Europe. *Journal of Apicultural Research*, 49(1), 15-22. <https://doi.org/10.3896/IBRA.1.49.1.02>

Quinlan, G. M., Sponsler, D., Gaines-Day, H. R., McMinn-Sauder, H. B. G., Otto, C. R. V., Smart, A. H., Colin, T., Gratton, C., Isaacs, R., Johnson, R., Milbrath, M. O., & Grozinger, C. M. (2022). Grassy–herbaceous land moderates regional climate effects on honey bee colonies in the Northcentral US. *Environmental Research Letters*, 17(6), 064036. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ac7063>

- Ramezani, H. (2012). A note on the normalized definition of Shannon's diversity index in landscape pattern analysis. *Environment and Natural Resources Research*, 2(4), 54-60.
- Reilly, J. R., Artz, D. R., Biddinger, D., Bobiwash, K., Boyle, N. K., Brittain, C., Brokaw, J., Campbell, J. W., Daniels, J., Elle, E., Ellis, J. D., Fleischer, S. J., Gibbs, J., Gillespie, R. L., Gundersen, K. B., Gut, L., Hoffman, G., Joshi, N., Lundin, O., ... Winfree, R. (2020). Crop production in the USA is frequently limited by a lack of pollinators. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 287(1931), 20200922. <https://doi.org/10.1098/rspb.2020.0922>
- Requier, F., Odoux, J.-F., Henry, M., & Bretagnolle, V. (2017). The carry-over effects of pollen shortage decrease the survival of honeybee colonies in farmlands. *Journal of Applied Ecology*, 54(4), 1161-1170. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.12836>
- Requier, F., Odoux, J.-F., Tamic, T., Moreau, N., Henry, M., Decourtye, A., & Bretagnolle, V. (2015). Honey bee diet in intensive farmland habitats reveals an unexpectedly high flower richness and a major role of weeds. *Ecological Applications*, 25(4), 881-890. <https://doi.org/10.1890/14-1011.1>
- Reuter, H., Jopp, F., Breckling, B., Lange, C., & Weigmann, G. (2011). How valid are model results ? Assumptions, validity range and documentation. Dans *Modelling complex ecological dynamics : An introduction into ecological modelling for students, teachers & scientists* (p. 323-340). Springer.
- Richardson, R. T., Conflitti, I. M., Labuschagne, R. S., Hoover, S. E., Currie, R. W., Giovenazzo, P., Guarna, M. M., Pernal, S. F., Foster, L. J., & Zayed, A. (2023). Land use changes associated with declining honey bee health across temperate North America. *Environmental Research Letters*, 18(6), 064042. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acd867>
- Ricigliano, V. A., Mott, B. M., Maes, P. W., Floyd, A. S., Fitz, W., Copeland, D. C., Meikle, W. G., & Anderson, K. E. (2019). Honey bee colony performance and health are

- enhanced by apiary proximity to US Conservation Reserve Program (CRP) lands. *Scientific Reports*, 9(1), Article 1. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-41281-3>
- Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 67, 93-104.
- Schenk, M., Krauss, J., & Holzschuh, A. (2018). Desynchronizations in bee–plant interactions cause severe fitness losses in solitary bees. *Journal of Animal Ecology*, 87(1), 139-149.
- Schmolke, A., Abi-Akar, F., & Hinarejos, S. (2019). Honey bee colony-level exposure and effects in realistic landscapes : An application of BEEHAVE simulating clothianidin residues in corn pollen. *Environmental toxicology and chemistry*, 38(2), 423-435.
- Seitz, N., Traynor, K. S., Steinhauer, N., Rennich, K., Wilson, M. E., Ellis, J. D., Rose, R., Tarpy, D. R., Sagili, R. R., Caron, D. M., Delaplane, K. S., Rangel, J., Lee, K., Baylis, K., Wilkes, J. T., Skinner, J. A., Pettis, J. S., & vanEngelsdorp, D. (2015). A national survey of managed honey bee 2014–2015 annual colony losses in the USA. *Journal of Apicultural Research*, 54(4), 292-304.
<https://doi.org/10.1080/00218839.2016.1153294>
- Simanonok, M. P., Otto, C. R. V., & Smart, M. D. (2020). Do the Quality and Quantity of Honey Bee-Collected Pollen Vary Across an Agricultural Land-Use Gradient? *Environmental Entomology*, 49(1), 189-196. <https://doi.org/10.1093/ee/nvz139>
- Simone-Finstrom, M., Li-Byarlay, H., Huang, M. H., Strand, M. K., Rueppell, O., & Tarpy, D. R. (2016). Migratory management and environmental conditions affect lifespan and oxidative stress in honey bees. *Scientific reports*, 6(1), 1-10.
- Smart, M., Pettis, J., Rice, N., Browning, Z., & Spivak, M. (2016). Linking Measures of Colony and Individual Honey Bee Health to Survival among Apiaries Exposed to Varying Agricultural Land Use. *PLOS ONE*, 11(3), e0152685.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0152685>

Smith, T. R. (1984). Artificial intelligence and its applicability to geographical problem solving. *The Professional Geographer*, 36(2), 147-158.

Somme, L., Moquet, L., Quinet, M., Vanderplanck, M., Michez, D., Lognay, G., & Jacquemart, A.-L. (2016). Food in a row : Urban trees offer valuable floral resources to pollinating insects. *Urban Ecosystems*, 19(3), 1149-1161.
<https://doi.org/10.1007/s11252-016-0555-z>

Sponsler, D. B., & Johnson, R. M. (2015). Honey bee success predicted by landscape composition in Ohio, USA. *PeerJ*, 3, e838. <https://doi.org/10.7717/peerj.838>

Sponsler, D. B., Shump, D., Richardson, R. T., & Grozinger, C. M. (2020). Characterizing the floral resources of a North American metropolis using a honey bee foraging assay. *Ecosphere*, 11(4), e03102. <https://doi.org/10.1002/ecs2.3102>

St. Clair, A. L., Zhang, G., Dolezal, A. G., O'Neal, M. E., & Toth, A. L. (2020). Diversified Farming in a Monoculture Landscape : Effects on Honey Bee Health and Wild Bee Communities. *Environmental Entomology*, 49(3), 753-764.
<https://doi.org/10.1093/ee/nvaa031>

Stange, E., Zulian, G., Rusch, G., Barton, D., & Nowell, M. (2017). *Ecosystem services mapping for municipal policy : ESTIMAP and zoning for urban beekeeping*. 12-15.
<https://doi.org/10.3897/oneeco.2.e14014>

Steckel, J., Westphal, C., Peters, M. K., Bellach, M., Rothenwoehrer, C., Erasmi, S., Scherber, C., Tschardtke, T., & Steffan-Dewenter, I. (2014). Landscape composition and configuration differently affect trap-nesting bees, wasps and their antagonists. *Biological Conservation*, 172, 56-64.
<https://doi.org/10.1016/j.biocon.2014.02.015>

Steffan-Dewenter, I., & Kuhn, A. (2003). Honeybee foraging in differentially structured landscapes. *Proceedings of the Royal Society of London. Series B: Biological*

Sciences, 270(1515), 569-575. <https://doi.org/10.1098/rspb.2002.2292>

Steinhauer, N., Aurell, D., Bruckner, S., Wilson, M., Rennich, K., vanEngelsdorp, D., & Williams, G. (2023). United States honey bee colony losses 2022–23 : Preliminary results from the Bee Informed Partnership. *JournalTitle Bee Informed*.

Stevenson, P. C., Bidartondo, M. I., Blackhall-Miles, R., Cavagnaro, T. R., Cooper, A., Geslin, B., Koch, H., Lee, M. A., Moat, J., O'Hanlon, R., Sjöman, H., Sofo, A., Stara, K., & Suz, L. M. (2020). The state of the world's urban ecosystems : What can we learn from trees, fungi, and bees? *PLANTS, PEOPLE, PLANET*, 2(5), 482-498. <https://doi.org/10.1002/ppp3.10143>

Strobl, C., Boulesteix, A.-L., Kneib, T., Augustin, T., & Zeileis, A. (2008). Conditional variable importance for random forests. *BMC bioinformatics*, 9, 1-11.

Sun, Z., Sandoval, L., Crystal-Ornelas, R., Mousavi, S. M., Wang, J., Lin, C., Cristea, N., Tong, D., Carande, W. H., Ma, X., Rao, Y., Bednar, J. A., Tan, A., Wang, J., Purushotham, S., Gill, T. E., Chastang, J., Howard, D., Holt, B., ... John, A. (2022). A review of Earth Artificial Intelligence. *Computers & Geosciences*, 159, 105034. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2022.105034>

Suresh, K., Severn, C., & Ghosh, D. (2022). Survival prediction models : An introduction to discrete-time modeling. *BMC Medical Research Methodology*, 22(1), 207. <https://doi.org/10.1186/s12874-022-01679-6>

Switanek, M., Crailsheim, K., Truhetz, H., & Brodschneider, R. (2017). Modelling seasonal effects of temperature and precipitation on honey bee winter mortality in a temperate climate. *Science of The Total Environment*, 579, 1581-1587. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.11.178>

Tew, N. E., Memmott, J., Vaughan, I. P., Bird, S., Stone, G. N., Potts, S. G., & Baldock, K. C. R. (2021). Quantifying nectar production by flowering plants in urban and rural landscapes. *Journal of Ecology*, 109(4), 1747-1757. <https://doi.org/10.1111/1365-2745.13598>

- Theodorou, P., Herbst, S.-C., Kahnt, B., Landaverde-González, P., Baltz, L. M., Osterman, J., & Paxton, R. J. (2020). Urban fragmentation leads to lower floral diversity, with knock-on impacts on bee biodiversity. *Scientific Reports*, 10(1), 21756. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-78736-x>
- Theodorou, P., Radzevičiūtė, R., Lentendu, G., Kahnt, B., Husemann, M., Bleidorn, C., Settele, J., Schweiger, O., Grosse, I., Wubet, T., Murray, T. E., & Paxton, R. J. (2020). Urban areas as hotspots for bees and pollination but not a panacea for all insects. *Nature Communications*, 11(1), Article 1. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-14496-6>
- Vaillancourt, J. (2021, janvier 30). La pollinisation commerciale nocive pour les abeilles. Radio-Canada Zone Environnement [Article de journal]. <https://ici.radio-canada.ca/nouvelle/1743236/abeilles-pollinisation-commerciale-alimentation-canneberges-bleuets-miel>
- van der Zee, R., Brodschneider, R., Brusbardis, V., Charrière, J.-D., Chlebo, R., Coffey, M. F., Dahle, B., Drazic, M. M., Kauko, L., Kretavicius, J., Kristiansen, P., Mutinelli, F., Otten, C., Peterson, M., Raudmets, A., Santrac, V., Seppälä, A., Soroker, V., Topolska, G., ... Gray, A. (2014). Results of international standardised beekeeper surveys of colony losses for winter 2012–2013 : Analysis of winter loss rates and mixed effects modelling of risk factors for winter loss. *Journal of Apicultural Research*, 53(1), 19-34. <https://doi.org/10.3896/IBRA.1.53.1.02>
- Van Esch, L., De Kok, J.-L., Janssen, L., Buelens, B., De Smet, L., de Graaf, D. C., & Engelen, G. (2020). Multivariate Landscape Analysis of Honey Bee Winter Mortality in Wallonia, Belgium. *Environmental Modeling & Assessment*, 25(3), 441-452. <https://doi.org/10.1007/s10666-019-09682-w>
- van Engelsdorp, D., Evans, J. D., Saegerman, C., Mullin, C., Haubruge, E., Nguyen, B. K., Frazier, M., Frazier, J., Cox-Foster, D., Chen, Y., Underwood, R., Tarpy, D. R., & Pettis, J. S. (2009). Colony Collapse Disorder : A Descriptive Study. *PLOS ONE*, 4(8), e6481. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0006481>

- Vaudo, A. D., Tooker, J. F., Grozinger, C. M., & Patch, H. M. (2015). Bee nutrition and floral resource restoration. *Current Opinion in Insect Science*, 10, 133-141.
<https://doi.org/10.1016/j.cois.2015.05.008>
- Ville de Montréal. (2013). *Géobase—Réseau routier—Site web des données ouvertes de la Ville de Montréal*. <https://donnees.montreal.ca/dataset/geobase>
- Ville de Montréal. (2022). *Îlots de chaleur—Site web des données ouvertes de la Ville de Montréal*. <https://donnees.montreal.ca/dataset/ilots-de-chaleur#data>
- von Frisch, K. (1993). The Dance Language and Orientation of Bees. Dans *The Dance Language and Orientation of Bees*. Harvard University Press.
<https://doi.org/10.4159/harvard.9780674418776>
- Walz, U. (2011). Landscape structure, landscape metrics and biodiversity. *Living reviews in landscape research*, 5(3), 1-35.
- Weissmann, J. A., Walldorf, I. R. M., & Schaefer, H. (2021). The importance of wild bee communities as urban pollinators and the influence of honeybee hive density. *Journal of Pollination Ecology*, 29, 204-230. [https://doi.org/10.26786/1920-7603\(2021\)641](https://doi.org/10.26786/1920-7603(2021)641)
- Wiegand, C. L., Richardson, A. J., Escobar, D. E., & Gerbermann, A. H. (1991). Vegetation indices in crop assessments. *Remote Sensing of Environment*, 35(2), 105-119.
[https://doi.org/10.1016/0034-4257\(91\)90004-P](https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90004-P)
- Willcox, B. K., Potts, S. G., Brown, M. J. F., Alix, A., Al Naggar, Y., Chauzat, M.-P., Costa, C., Gekière, A., Hartfield, C., Hatjina, F., Knapp, J. L., Martínez-López, V., Maus, C., Metodiev, T., Nazzi, F., Osterman, J., Raimets, R., Strobl, V., Van Oystaeyen, A., ... Senapathi, D. (2023). Emerging threats and opportunities to managed bee species in European agricultural systems : A horizon scan. *Scientific Reports*, 13, 18099.
<https://doi.org/10.1038/s41598-023-45279-w>

- Winfree, R. (2013). Global change, biodiversity, and ecosystem services : What can we learn from studies of pollination? *Basic and Applied Ecology*, 14(6), 453-460.
<https://doi.org/10.1016/j.baae.2013.07.004>
- Winfree, R., Bartomeus, I., & Cariveau, D. P. (2011). Native Pollinators in Anthropogenic Habitats. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 42(1), 1-22.
<https://doi.org/10.1146/annurev-ecolsys-102710-145042>
- Wu, L. (2009). *Mixed effects models for complex data*. Chapman and Hall/CRC.
- Xing, J., & Sieber, R. (2023). The challenges of integrating explainable artificial intelligence into GeoAI. *Transactions in GIS*, 27(3), 626-645.
<https://doi.org/10.1111/tgis.13045>
- Young, M., Tanguay, G. A., MacGregor, G., & Rajaonson, J. (2024). Determinants of honeybee hive survival and its implications for urban biodiversity in Toronto and Montreal : A Canadian case study. *Landscape and Urban Planning*, 247, 105066.
<https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2024.105066>
- Youngsteadt, E., Appler, R. H., López-Urbe, M. M., Tarpy, D. R., & Frank, S. D. (2015). Urbanization Increases Pathogen Pressure on Feral and Managed Honey Bees. *PLOS ONE*, 10(11), e0142031. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0142031>
- Zhang, G., Murray, C. J., St. Clair, A. L., Cass, R. P., Dolezal, A. G., Schulte, L. A., Toth, A. L., & O'Neal, M. E. (2023). Native vegetation embedded in landscapes dominated by corn and soybean improves honey bee health and productivity. *Journal of Applied Ecology*, 60(6), 1032-1043. <https://doi.org/10.1111/1365-2664.14397>
- Zhang, G., St. Clair, A. L., Dolezal, A. G., Toth, A. L., & O'Neal, M. E. (2021). North American Prairie Is a Source of Pollen for Managed Honey Bees (Hymenoptera : Apidae). *Journal of Insect Science*, 21(1), 17.
<https://doi.org/10.1093/jisesa/ieab001>
- Zhou, H., Fu, L., Sharma, R. P., Lei, Y., & Guo, J. (2021). A Hybrid Approach of Combining

Random Forest with Texture Analysis and VDVI for Desert Vegetation Mapping Based on UAV RGB Data. *Remote Sensing*, 13(10), Article 10.
<https://doi.org/10.3390/rs13101891>

Ziter, C., & Normandin, E. (2023, juin 25). Les ruches trop nombreuses à Montréal, et l'appétit des loups pour le poisson [Entrevue]. Dans *Les années lumière*. Radio-Canada. <https://ici.radio-canada.ca/ohdio/premiere/emissions/les-annees-lumiere/episodes/733076/rattrapage-dimanche-25-juin-2023>

Zlinszky, A., Heilmeier, H., Balzter, H., Czúcz, B., & Pfeifer, N. (2015). Remote Sensing and GIS for Habitat Quality Monitoring : New Approaches and Future Research. *Remote Sensing*, 7(6), Article 6. <https://doi.org/10.3390/rs70607987>

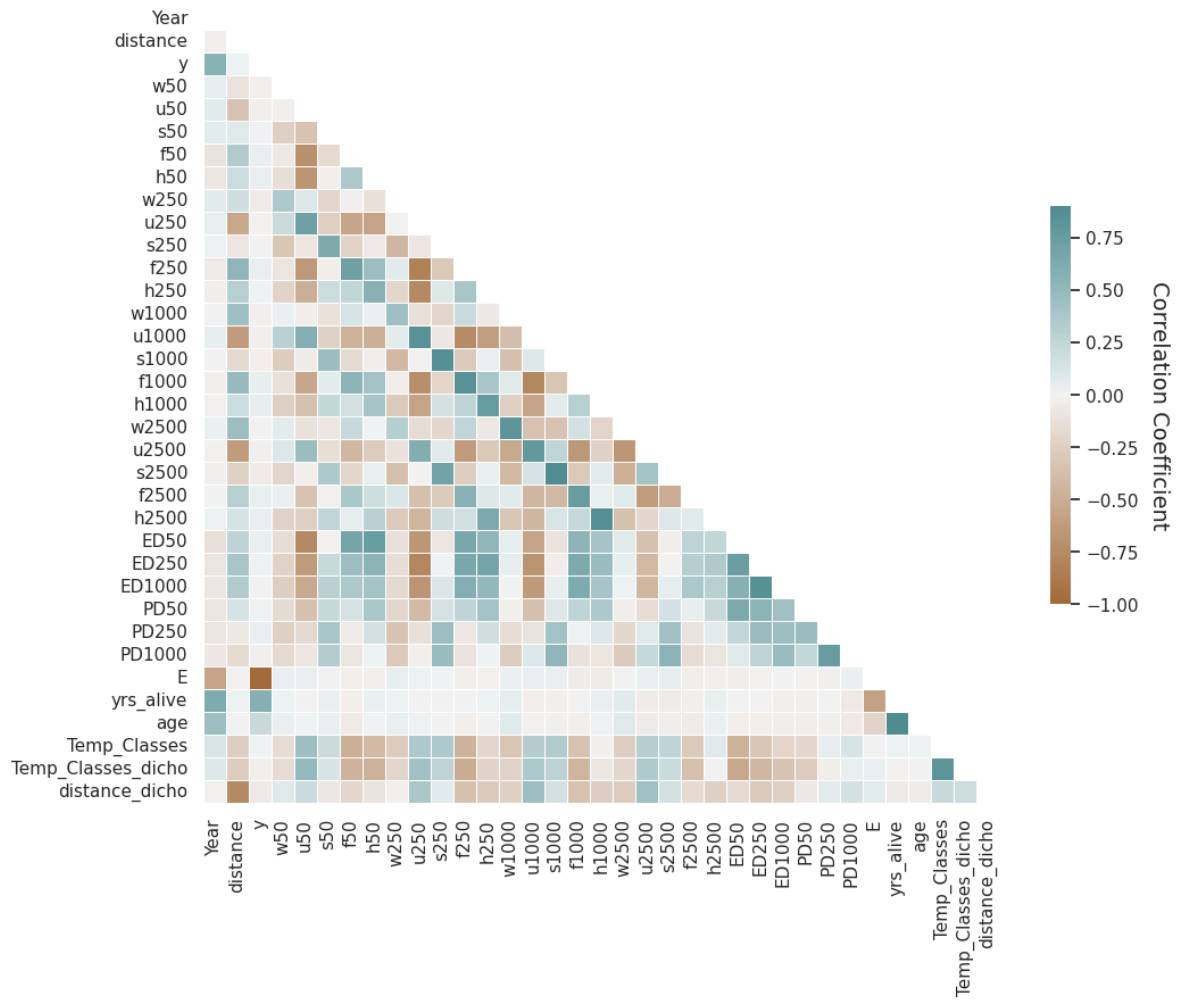
Zulian, G., Maes, J., & Paracchini, M. L. (2013). Linking Land Cover Data and Crop Yields for Mapping and Assessment of Pollination Services in Europe. *Land*, 2(3), Article 3. <https://doi.org/10.3390/land2030472>

Annexes

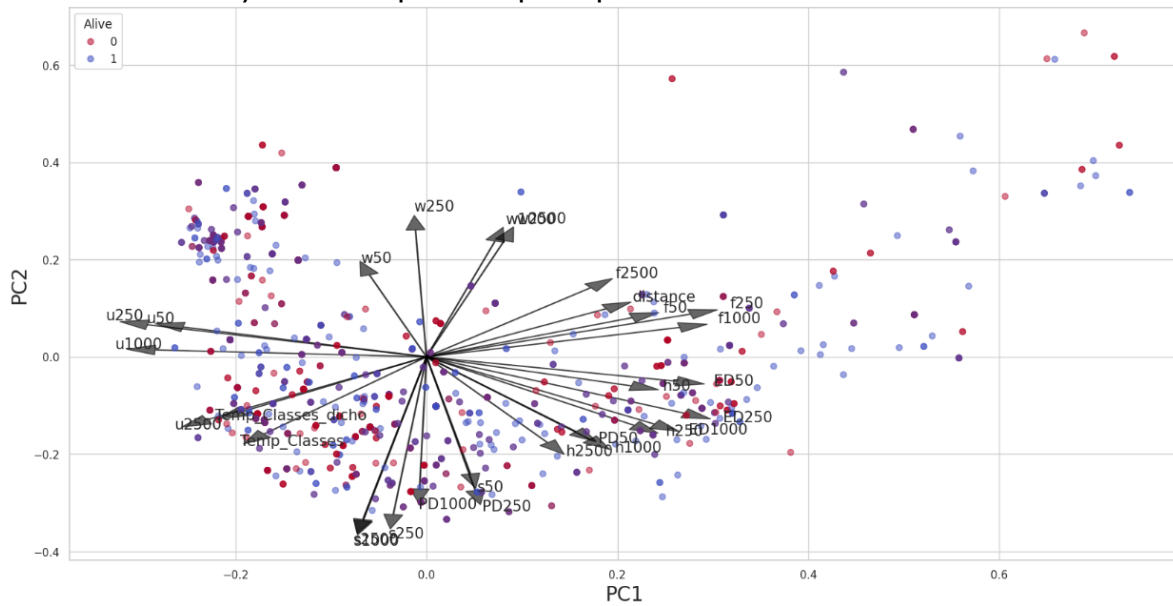
Annexe 2A. Image satellite en couleurs normales (haut) et image classifiée (bas)



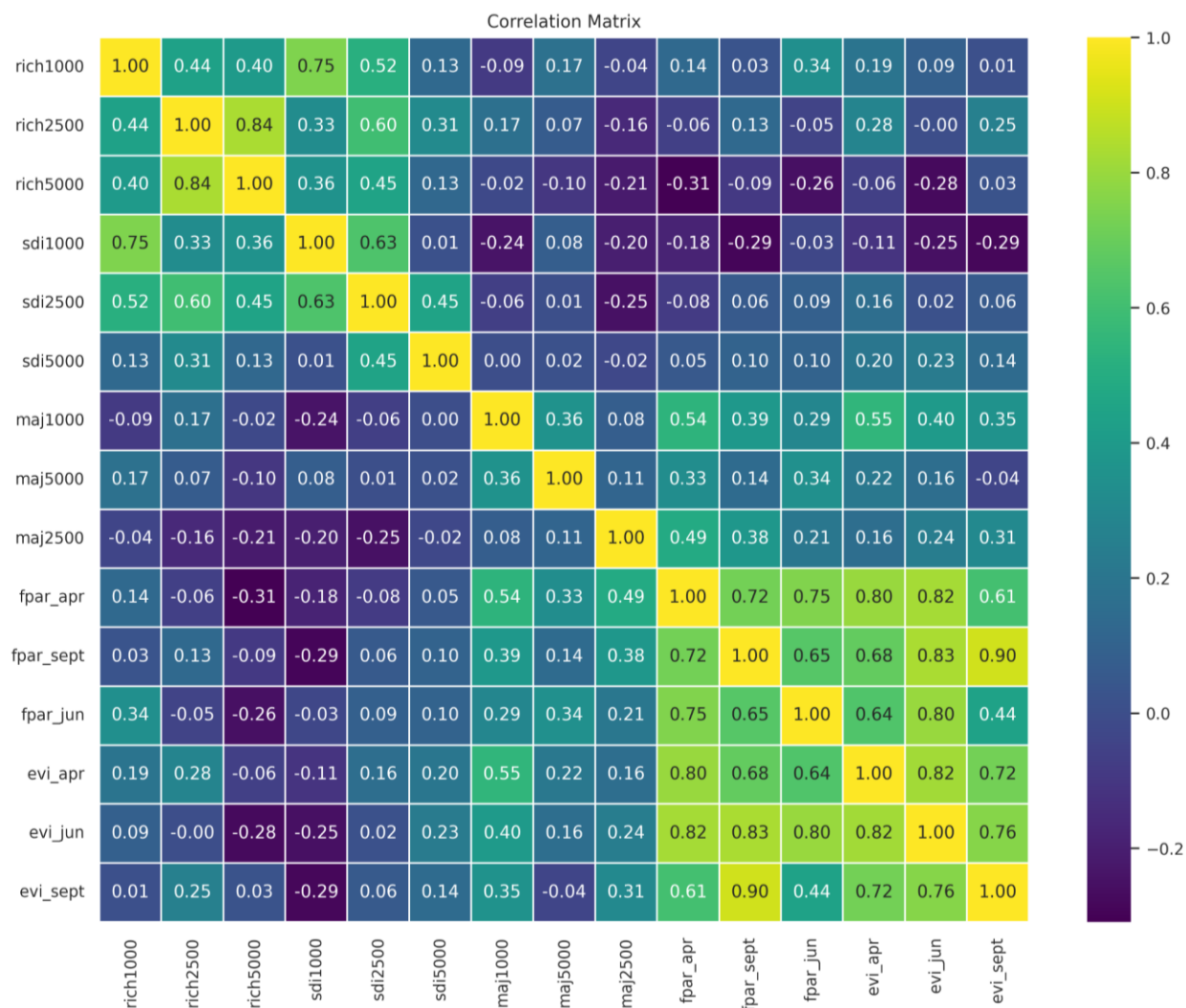
Annexe 2B. Matrice de corrélation des variables étudiées



Annexe 2C. Analyse en composante principale



Annexe 3A. Matrice de corrélation des variables étudiées



Annexe 3B. Valeurs médianes des variables pour les colonies regroupées selon la couverture du sol dominante dans une zone tampon de 2500 m

Feature	Richness			SDI			FPAR			EVI			LAI		
	1	2.5	5	1	2.5	5	apr-may	jun-jul	sept-oct	apr-may	jun-jul	sept-oct	jun-jul	apr-may	sept-oct
Group															
Urban	11	17	18	1.63	2.02	2.00	0.27	0.63	0.63	0.26	0.49	0.38	1.98	0.62	1.52

Pastures	12	15	18	1.63	1.73	1.90	0.26	0.74	0.66	0.28	0.63	0.43	3.00	0.56	1.54
Maize	11	13	18	1.70	1.64	1.72	0.35	0.77	0.60	0.34	0.56	0.44	3.33	0.80	1.48
Soybeans	10	16	20	1.54	1.72	1.81	0.16	0.42	0.56	0.19	0.43	0.40	1.02	0.34	1.32
Blueberries	9	14	16	1.63	1.77	1.83	0.35	0.61	0.69	0.20	0.46	0.42	1.85	0.78	1.92
Orchard	12	17	19	1.47	1.80	1.91	0.39	0.74	0.80	0.39	0.70	0.59	3.10	0.96	3.04
Deciduous	10	13	17	1.48	1.69	1.88	0.32	0.74	0.75	0.26	0.62	0.49	2.85	0.66	2.34
Mixed Forest	11	12	16	1.52	1.58	1.77	0.51	0.74	0.60	0.31	0.59	0.40	3.42	1.32	1.88