

Rapport méthodologique

Cartographie des îlots de chaleur et de fraîcheur dans le Québec urbain à l'aide d'imagerie satellitaire Landsat-8/9 (2020-2021-2022) et analyse de changement



Présenté à

*Institut national
de santé publique*

Québec



Ray Bustinza, M. Sc.

Céline Campagna, Ph. D.

Par :

 CERFO

Centre d'enseignement et de recherche
en foresterie de Sainte-Foy inc.

Brindusa Cristina Budei, Ph. D.

Jean Marchal, Ph. D.

Fiston Nininahazwe, M. Sc.

Marc-Antoine Genest, M. Sc.

Batistin Bour, M. Sc.

Mathieu Varin, M. Sc.

Février 2023

Ce projet a été financé dans le cadre du Plan d'action 2013-2020 sur les changements climatiques.

Mots-clés : îlots de chaleur et de fraîcheur urbains, écoumène du Québec, centres de population, télédétection, traitement d'images, analyse de changement, intelligence artificielle, apprentissage automatique, *Google Earth Engine*.

Référence à citer :

Budei, B.C., Marchal, J., Nininahazwe, F., Genest, M.-A., Bour, B., et Varin, M. 2023. Cartographie des îlots de chaleur et de fraîcheur dans le Québec urbain à l'aide d'imagerie satellitaire Landsat-8/9 (2020-2021-2022) et analyse de changement. Centre d'enseignement et de recherche en foresterie de Sainte-Foy inc. (CERFO). Rapport 2023-01. 52 pages.

Résumé

Au Québec, les dix années les plus chaudes du siècle ont été enregistrées à partir des années 1990 et les prévisions indiquent que les températures moyennes continueront à augmenter durant les prochaines décennies. Cette hausse constante de la température ainsi que la présence de périodes de températures extrêmes, en particulier en été, accentueront vraisemblablement un problème déjà connu : l'effet des îlots de chaleur urbains. Ce phénomène se définit par des températures plus élevées dans les milieux urbains que dans les zones rurales avoisinantes, entraînant des problèmes de santé importants pouvant aller jusqu'à la mort dans les groupes de populations vulnérables. Il devient dès lors important de localiser à la fois les îlots de chaleurs et de fraîcheur urbains (ICFU) et d'assurer un suivi temporel pour établir des plans de gestion et d'intervention du territoire et de la population à risque. Le but du projet était de produire une cartographie des ICFU (9 classes) dans les centres de population (recensement 2021, régions ayant au moins 1 000 habitants et une densité d'au moins 400 habitants au km²) à partir de données satellitaires (données 2020-2021-2022) afin d'analyser le changement par rapport à la cartographie de 2022 (données 2013-2014) pour que l'Institut national de santé publique du Québec ait en main un outil de suivi. Ainsi, un modèle prédictif de l'écart de température relatif robuste (R^2 : 0,81, erreur moyenne absolue : 1,99 °C) a été produit afin de pouvoir par la suite identifier les ICFU. La cartographie des ICFU couvre tout le Québec urbain, soit 14 072 km² et les îlots de chaleur (classes 8-9) représentent 1 121 km², soit une augmentation de près de 7 % par rapport à 2013-2014. On note également un changement significatif pour 3,7 % de la zone d'étude où une différence d'écart de température relatifs de plus de 3 degrés est observée entre 2020-2021-2022 et 2013-2014. L'indice d'intensité d'îlots de chaleur urbains permet d'identifier les îlots de diffusion ayant eu une augmentation en îlots de chaleur par rapport à 2013-2014, soit 6,9 %. La principale limite identifiée est que l'amplitude entre l'écart de température relatif le moins élevé et le plus élevé varie selon les régions. Un îlot de chaleur peut donc être identifié avec une différence d'écart relatif plus ou moins élevée. Il est donc important d'interpréter l'identification des îlots de chaleur en relation avec la donnée d'écart de température relatif produite à l'échelle de l'écoumène du Québec (recensement de 2021, 185 453 km²). Ainsi, un écart de température relatif de 2 °C peut être présent dans la classe 1 (la plus froide) dans les régions situées dans le sud du Québec, mais sera présent dans la classe 9 (la plus chaude) dans les régions du nord du Québec. Il est suggéré de représenter les îlots de chaleur dans les classes 8 et/ou 9 selon le territoire observé. La principale piste d'amélioration identifiée vise l'ajout d'algorithme d'apprentissage profond afin de rendre plus simple et uniforme la création de variables. Ces données pourront servir à aider la prise de décision pour lutter contre les îlots de chaleur dans un contexte d'urbanisation.

Composition du comité de suivi

Le comité de suivi du projet était constitué de :

- Centre d'enseignement et de recherche en foresterie :
Mathieu Varin – Directeur du laboratoire de télédétection forestière
Batistin Bour – Chercheur en télédétection forestière
Jean Marchal – Chercheur en intelligence artificielle
Emmanuelle Boulfroy – Chargée de projet en foresterie urbaine
- Université de Sherbrooke :
Yacine Bouroubi – Professeur au département de géomatique appliquée
- Institut national de santé publique du Québec :
Ray Bustinka – Conseiller scientifique
Nathalie Gravel – Analyste en géomatique
Pierre Gosselin – Conseiller scientifique
- Ministère de l'Environnement, de la Lutte contre les changements climatiques, de la Faune et des Parcs :
Frédéric Morneau-Vaillancourt – Responsable de projets de recherche
Loïc Fournier-Simon – étudiant – stagiaire
Camille Robitaille-Bérubé - Conseillère en adaptation aux changements climatiques
Véronique Parent-Lacharité – Conseillère en adaptation aux changements climatiques
- Ministère des Affaires municipales et de l'Habitation :
Marion Vincens – Conseillère aux programmes en changements climatiques
- Union des Municipalités du Québec :
Charlotte Legault-Bélanger – Conseillère aux politiques (Changements climatiques et environnement)

Table des matières

Résumé.....	3
1. Introduction	8
2. Objectifs du projet	9
3. Territoire d'étude.....	9
4. Matériels et méthodes.....	11
4.1. Données et prétraitements	12
4.1.1. Données d'imagerie.....	12
4.1.2. Collecte des données.....	13
4.1.3. Prétraitements des images.....	14
4.2. Données auxiliaires.....	16
4.3. Calcul des variables	16
4.3.1. Occupation du territoire	16
4.3.2. Démixage spectral (indice d'imperméabilité)	20
4.3.3. Indices spectraux	22
4.3.4. Dates d'acquisition	23
4.3.5. Position géographique et topographique	23
4.3.6. Topologique.....	23
4.4. Prédiction et classement des valeurs.....	24
4.5. Analyse de changement	28
4.5.1. Différence de l'écart de température relatif.....	28
4.5.2. L'indicateur Surface Urban Heat Island Intensity (SUHII).....	29
5. Résultats.....	30
5.1. Prédiction de l'écart de température relatif et catégorisation des îlots de chaleur et de fraîcheur urbains	30
5.2. Analyse de changement	31
6. Discussion.....	44
6.1. Performances générales.....	44
6.2. Limites	45
6.3. Pistes d'amélioration.....	48
7. Conclusion.....	49
8. Références.....	50

Liste des figures

Figure 1 : Territoire d'étude – écoumène du Québec et centres de population en 2021	10
Figure 2. Schéma méthodologique des cinq grandes étapes réalisées pour produire la cartographie des îlots de chaleur et de fraîcheur dans l'écoumène du Québec de 2021 et pour effectuer l'analyse de changement. SRTM : <i>Shuttle Radar Topography Mission</i> . GRHQ : Géobase du réseau hydrographique du Québec. RHN : Réseau hydro national.	12
Figure 3 : Exemple de la fusion et correction d'image.	14
Figure 4. Exemple de segmentation de nuages (orange) et d'ombres de nuages (rouge) sur une image en fausse couleur de Landsat-8.....	15
Figure 5. Exemple de classes d'occupation du territoire utilisées: a. Eau, b. Sol, c. Urbain Mixte, d. Urbain Pur, e. Végétation arborescente, f. Végétation basse.....	17
Figure 6. Nombre de pixels d'entraînement et de validation par classe pour le développement initial du modèle d'occupation du territoire (Haut) et Nombre de pixels d'entraînement ajoutés pour ajuster le modèle aux nouvelles images (Bas).....	18
Figure 7. Caractéristiques et distribution de chaque variable utilisée pour développer le modèle d'occupation du territoire initial (Haut) et les caractéristiques des données ajoutées pour ajuster le modèle aux nouvelles images (Bas). SI : <i>Shadow Index</i> , NDWI : <i>Normalized Difference Water Index</i> , NDVI : <i>Normalized Difference Vegetation Index</i>	19
Figure 8 : Exemples de polygones homogènes (contour rouge) numérisés pour le démixage spectral sur l'image de Google (gauche) et Landsat-8 (droite) pour les quatre catégories utilisées.	21
Figure 9 : Variabilité spatiale d'un indice spectral, le <i>Normalized Difference Vegetation Index - NDVI</i> , indicateur de la couverture végétale.	22
Figure 10 : Extrait de la mosaïque pour la zone de Fermont avec des images d'automne (gauche) et d'été (droite).	23
Figure 11: Exemples de classement des îlots de chaleur et de fraîcheur urbains en milieu fortement urbanisé (haut) et en milieu rural (bas). Les îlots de chaleur semblent plus diffus en milieu rural.	31
Figure 12 : Écart de température relatif, 2013, Montréal.....	32
Figure 13: Écart de température relatif, 2022, Montréal.	33
Figure 14: Différence de l'écart de température relative entre 2013 et 2022, Montréal. Les valeurs entre 7 et 16 degrés sont représentées en valeur maximale (rouge), les valeurs entre -7 et -15 degrés sont représentés en valeur minimale (vert).	34
Figure 15: Distribution des différences des écarts de températures relatifs. Les degrés sur l'axe x représentent la limite inférieure de la classe.....	35
Figure 16: Indice d'intensité d'îlots de chaleur urbains (SUHII), calculé au niveau des îlots de diffusion avec toutes les classes d'écarts de température relatifs (1 à 9), 2013, Montréal.	36
Figure 17: Indice d'intensité d'îlots de chaleur urbains (SUHII), calculé au niveau des îlots de diffusion avec toutes les classes d'écarts de température relatifs (1 à 9), 2022, Montréal.	37
Figure 18: Pourcentage de variation (ratio) de l'indice SUHII (Indice d'intensité d'îlots de chaleurs urbains) entre 2022 et 2013, calculé au niveau des îlots de diffusion avec toutes les classes d'écarts de température relatifs (1 à 9), Montréal.	38

Figure 19: Distribution du pourcentage de changement de l'indice des îlots des chaleurs urbains (SUHII).....	39
Figure 20 : Îlots de chaleurs et changements entre 2013-2022, Montréal.....	40
Figure 21 : Îlots de chaleurs et changements entre 2013-2022, Québec	41
Figure 22 : Îlots de chaleurs et changements entre 2013-2022, Laval.....	42
Figure 23 : Îlots de chaleurs et changements entre 2013-2022, Mistassini.....	43
Figure 24 : Exemple de contraste présent sur une mosaïque et écart de température relatif prédict.	44
Figure 25 : Limites de prédiction de la température normalisée pour les champs agricoles (cercle jaune) et le roc (ellipse bleue), qui représenteront des îlots de chaleur.	47
Figure 26 : Limites de prédiction de la température normalisée pour les milieux humides (ellipse blanche) et les coupes forestières (rectangle bleu).	48

Liste des tableaux

Tableau 1 : Description des bandes spectrales de Landsat-8/9.....	13
Tableau 2 : Liste des indices spectraux calculés. B2 à B7 : numéros des bandes Landsat-8 tels que décrits dans le Tableau 1.....	22
Tableau 3 : Importance des variables dans le modèle prédictif.....	24
Tableau 4 : Exemples de variables calculées.....	25
Tableau 5 : Matrice de changement des îlots de diffusion par classe de valeur de SUHII.....	39

1. Introduction

Depuis plusieurs années, voire quelques décennies, les effets des changements climatiques à l'échelle mondiale sont indéniables (IPCC, 2022). Au Québec, les dix années les plus chaudes du siècle ont été enregistrées à partir des années 1990 et les prévisions indiquent que les températures moyennes continueront à augmenter durant les prochaines décennies (MELCC, 2020). Cette hausse constante de la température (observée et projetée) ainsi que la présence de périodes de températures extrêmes, en particulier en été, accentueront vraisemblablement un problème déjà connu : l'effet des îlots de chaleur urbains (Dousset *et al.*, 2011). Ce phénomène se définit par des températures estivales plus élevées dans les milieux urbains que dans les zones rurales avoisinantes, pouvant entraîner des problèmes de santé importants, et même causer des décès pour certains groupes de populations (Giguère et Institut national de santé publique du Québec. Direction des risques biologiques environnementaux et occupationnels, 2009; Kaplan *et al.*, 2018). Les populations les plus vulnérables sont principalement les individus plus fragiles (personnes âgées, malades, jeunes enfants) et les personnes défavorisées ayant moins facilement accès à des mesures permettant d'atténuer les effets des îlots de chaleur (accès à des climatiseurs, piscines, cours ombragées, etc.) (Shiab et Bouchard, 2022; Smargiassi *et al.*, 2009).

Il devient urgent de mettre en place des mesures pour lutter contre les effets nocifs des îlots de chaleur en milieu urbain et minimiser leurs impacts. Une gestion efficace de la végétation et de l'eau en milieu urbain, créant des zones de fraîcheur urbaines (ou îlots de fraîcheur), en est l'une des principales solutions. Des baisses de température de l'ordre de plusieurs degrés peuvent en effet être observées à proximité d'espaces verts, atténuant alors les effets des îlots de chaleur. En plus d'agir comme un climatiseur naturel en diminuant la température ambiante des villes et en favorisant une meilleure ventilation, les espaces boisés urbains sont également responsables de plusieurs autres bienfaits sur la santé (Lessard et Bouffroy, 2008).

La représentativité des îlots de fraîcheur ainsi que leur répartition spatiale peuvent être très variables selon les villes. L'éventualité qu'ils soient détruits dans le cadre de projets de développement immobilier l'est tout autant. La dernière cartographie des îlots de chaleur et de fraîcheur urbains (ICFU) du CERFO a été réalisée en 2022 (R^2 : 0,81, erreur moyenne absolue : 1,99 °C) en utilisant des images Landsat-8 de 2013-2014 (Marchal *et al.*, 2022). La méthodologie était basée sur l'étude de Varin *et al.* (2016). D'autres études récentes ont également utilisé une approche similaire (Goldblatt *et al.* (2021) : F1-score de 0,65; Nadizadeh Shorabeh *et al.* (2020) : R^2 de 0,87; Guo *et al.* (2015) : R^2 de 0,61), mais aucune ne traitait un aussi grand territoire que le Québec urbain.

L'Institut national de santé publique du Québec (INSPQ) a souhaité, avec la réalisation de ce projet, effectuer une analyse de changement entre la nouvelle cartographie (2020-2021-2022 : écrit « 2022 » dans le reste du document) et celle utilisant des données de 2013-2014 (écrit « 2013 » dans le reste du document) sur l'ensemble du Québec urbain.

2. Objectifs du projet

Le but du projet est de produire une cartographie des ICFU dans le Québec urbain (centres de population avec un minimum de 1 000 habitants et une densité d'au moins 400 habitants par km², recensement de 2021 pour un horizon 2022, afin de la comparer à celle de 2013 pour que l'INSPQ ait en main un outil de suivi. L'objectif principal du projet est d'appliquer une méthode de détection de changement en utilisant les écarts de température relatifs (différence de température en ville par rapport à un boisé à proximité) à l'échelle de l'écoumène du Québec et la cartographie des ICFU. Plus précisément, il s'agit de :

- Produire des mosaïques de 2022 couvrant tout le territoire d'étude ;
- Appliquer le modèle d'apprentissage automatique (*Random Forest*) conçu par Marchal *et al.* (2022) pour cartographier les écarts de température relatifs dans l'écoumène du Québec (2021) ;
- Cartographier les ICFU pour chaque centre de population avec une zone tampon de 2 km.

3. Territoire d'étude

Le territoire d'étude couvre l'écoumène de population du Québec, qui désigne la surface habitée et comprend les centres de population ayant une densité de population minimale selon la définition de Statistiques Canada (<https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/92-195-x/2011001/geo/pop/pop-fra.htm>). Cet écoumène est basé sur le recensement de 2021 et représente 185 453 km². Afin de simplifier les analyses et d'assurer l'intégrité des données, une zone tampon de 2 km a été ajoutée à ce territoire qui a ensuite été divisé en 35 zones (Figure 1). La cartographie des ICFU a été produite uniquement dans les centres de population (données de 2021) avec une zone tampon de 2 km, ce qui représente 701 zones pour une superficie totale de 14 072 km².

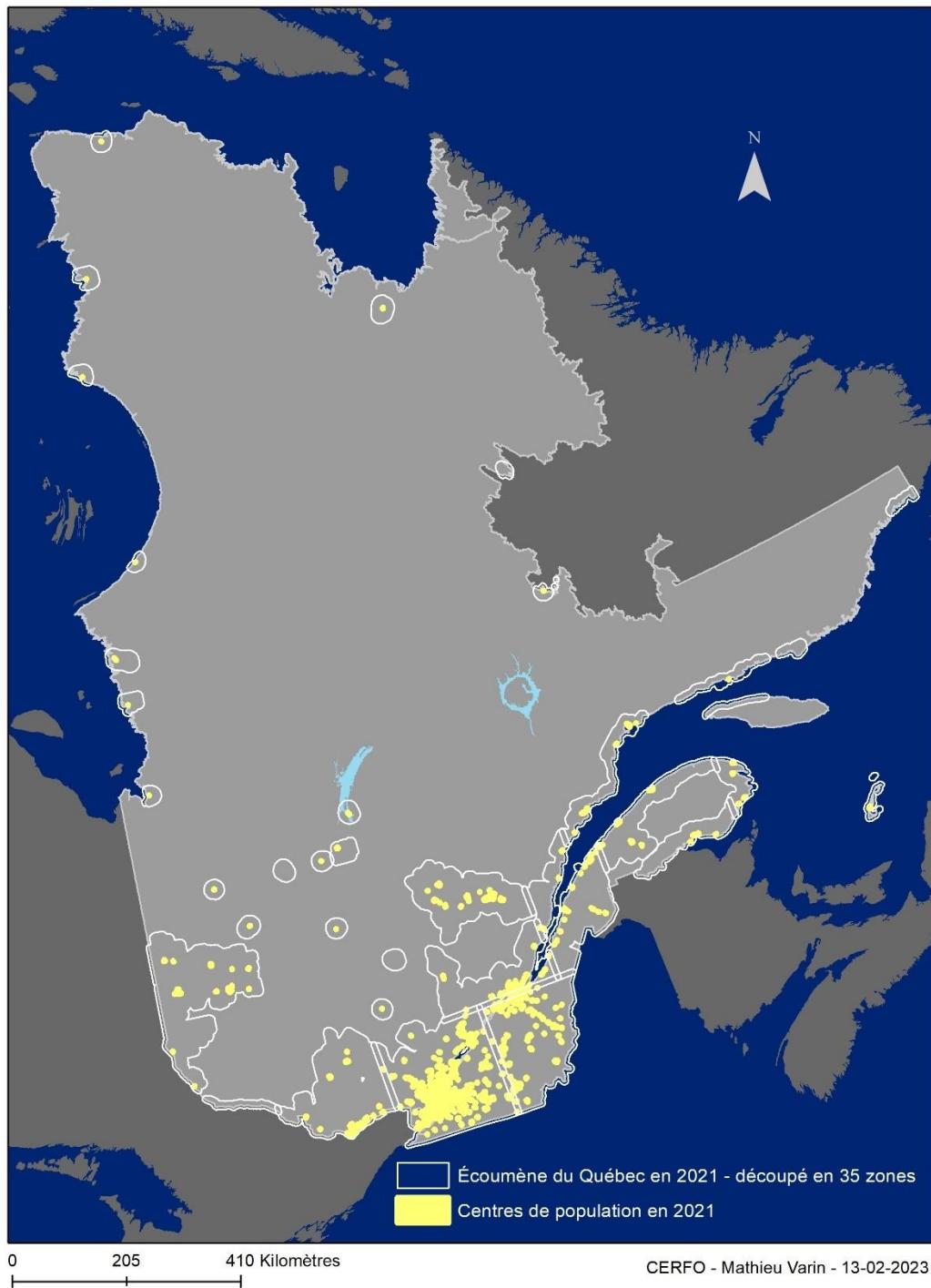


Figure 1 : Territoire d'étude – écoumène du Québec et centres de population en 2021 et division du territoire pour les analyses.

4. Matériels et méthodes

La réalisation de ce projet a nécessité l'utilisation du modèle prédictif développé dans le sous-projet 2 du présent projet (Marchal *et al.*, 2022), basé initialement sur l'étude de Varin *et al.* (2016). La puissance de cette approche, malgré sa complexité (Barrette *et al.*, 2018), est sa robustesse face aux conditions d'acquisition des images. En effet, bien que des bandes thermiques ou de températures soient déjà fournies ou relativement simples à calculer (Shiab et Bouchard, 2022; USGS, 2020), il est peu probable de couvrir l'ensemble du territoire d'étude avec des images acquises durant des périodes de canicule sans aucune couverture nuageuse. Il devient alors très complexe d'assembler des images de températures différentes pour catégoriser leurs valeurs. Il est donc proposé d'utiliser un modèle construit à partir de la bande de température (30 m) de Landsat-8 fournie par le *United States Geological Survey* (USGS), pour prédire la température de surface à partir des autres bandes multispectrales fusionnées (résolution de 15 m) en y dérivant plusieurs variables indépendantes (Boulfroy *et al.*, 2013; Varin *et al.*, 2016) (Figure 2). L'objectif de prendre plusieurs variables est de contrebalancer les limites propres à chacune d'entre elles. Ces variables ont été utilisées dans la modélisation pour prédire un écart de température relatif. Toutes les autres données géospatiales ont été réunies (p. ex. hydrographie, modèle numérique de terrain) et projetées en Québec Lambert conique conforme. Les grilles correspondent parfaitement pour s'assurer qu'il n'y a pas de décalage géométrique entre les données provenant de sources différentes. Cette cartographie a ensuite été comparée à celle produite dans le sous-projet 2 à partir d'images de 2013. L'analyse de changement a été réalisée à deux échelles, soit 1) une différence des cartes d'écart de température relatif au pixel près et 2) un indice de ratio d'ICU (*IRICU - Surface Urban Heat Island Ratio Index (SUHRI)*) (Weng *et al.*, 2019) calculé par îlots de diffusion fournis par Statistique Canada.

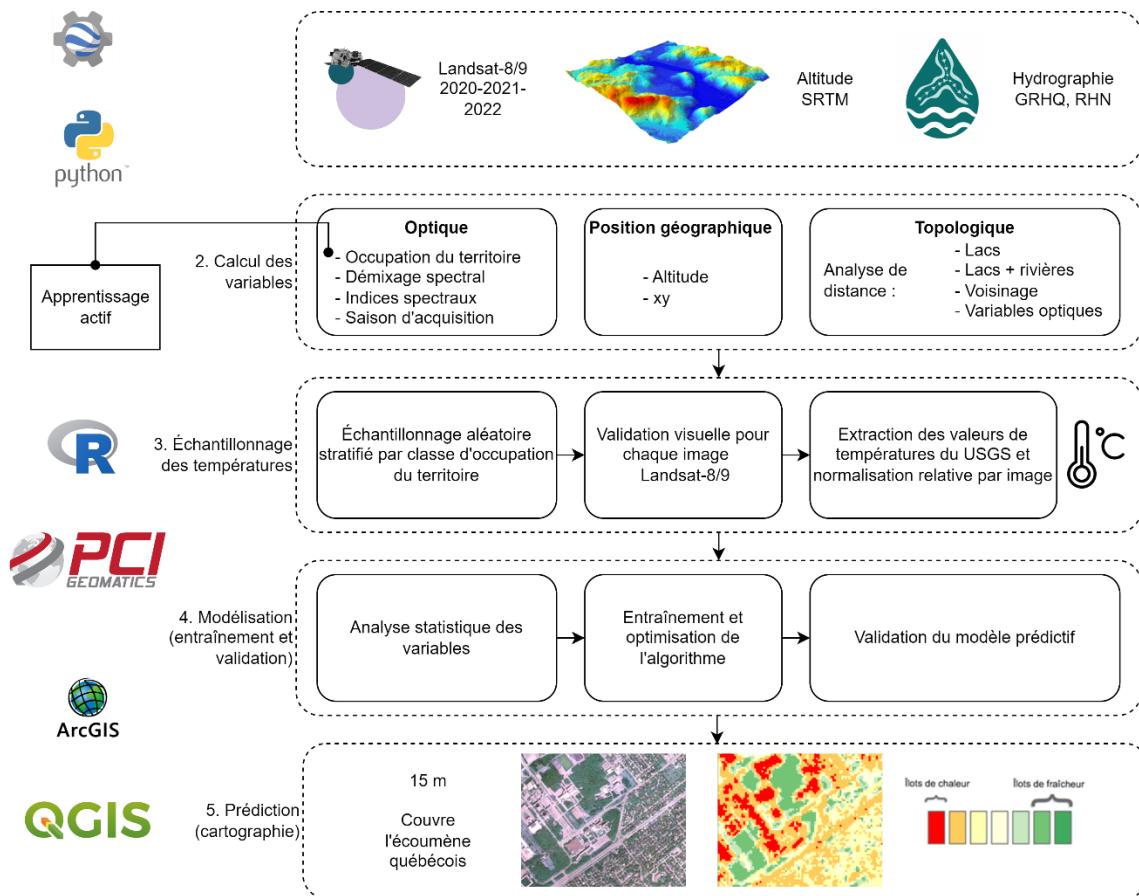


Figure 2. Schéma méthodologique des cinq grandes étapes réalisées pour produire la cartographie des îlots de chaleur et de fraîcheur dans l'écoumène du Québec de 2021 et pour effectuer l'analyse de changement. SRTM : *Shuttle Radar Topography Mission*. GRHQ : Géobase du réseau hydrographique du Québec. RHN : Réseau hydro national.

4.1. Données et prétraitements

4.1.1. Données d'imagerie

Les données du capteur OLI (*Operational Land Imager*, bandes visibles et multispectrales) de Landsat-8/9 ont été utilisées pour dériver les variables prédictives. Les caractéristiques du format des données Landsat-8 sont précisées dans le document du USGS (2020) et l'étendue des bandes spectrales est mentionnée dans le Tableau 1.

Tableau 1 : Description des bandes spectrales de Landsat-8/9.

Capteur	N° de bande	Description	Plage de longueurs d'onde (nm)	Résolution spatiale (m)
OLI	1	Côtière	435 – 451	30
	2	Bleue	452 – 512	30
	3	Verte	533 – 590	30
	4	Rouge	636 – 673	30
	5	Proche infrarouge	851 – 579	30
	6	Infrarouge à ondes courtes #1	1 566 – 1 651	30
	7	Infrarouge à ondes courtes #2	2 107 – 2 294	30
	8	Panchromatique	503 – 676	15
	9	Cirrus	1 363 – 1 384	30

OLI : *Operational Land Imager*.

4.1.2. Collecte des données

Plusieurs collections de données sont disponibles à partir des images Landsat et sont rendues disponibles sur le site internet du USGS (*EarthExplorer*). Le choix de la collection doit tenir compte du niveau de traitement et de la qualité de l'image. Les images utilisées, acquises avec le capteur OLI, font partie de la collection 2 *Tier 1 Level 1 TOA Reflectance*. Les valeurs des bandes représentent la réflectance enregistrée au niveau du capteur (*Top of the Atmosphere - TOA*). Cette collection a été choisie parce qu'elle apporte des améliorations concernant l'algorithme de détection des nuages, de la neige et de l'eau, ainsi qu'une meilleure intégration géométrique (précision des points de contrôle, des modèles numériques de terrain) par rapport à la collection 1 (USGS, 2020).

Les images Landsat sont classées par le USGS en deux catégories en fonction de leur qualité concernant la précision géométrique et les corrections radiométriques, les meilleures étant placées dans le *Tier 1*. Seulement les images de *Tier 1* ont été retenues. Le choix de la période d'acquisition a également été fait en fonction de la latitude, par exemple, en choisissant des images du mois d'août pour La Tuque et de juillet pour Montréal, car la phénologie varie selon la latitude (Lechowicz, 1984) et pour éviter la présence de neige sur les images. L'atlas agroclimatique a aussi été consulté en ce sens et le site web suivant est également un bon indicateur de la perte de feuilles pour les arbres décidus : <https://www.bonjourquebec.com/fr-ca/decouvrir/saisons/automne>. Un effort a été appliqué afin de s'assurer que la végétation présente dans la période ciblée était bien visible. Les images Landsat-8 des capteurs OLI et TIRS sont reconnues comme étant de très bonne qualité pour le traitement d'images, par exemple pour la classification de l'occupation du territoire (Morfitt *et al.*, 2015), mais la disponibilité de ces images ne commence qu'en 2013.

4.1.3. Prétraitements des images

Les images Landsat-8/9 ont une résolution spatiale de 30 mètres pour les bandes multispectrales et 15 mètres pour la bande panchromatique. Un algorithme de *pansharpening* permet de fusionner les bandes multispectrales avec la bande panchromatique afin d'augmenter la résolution. Pour des soucis de cohérence, les bandes multispectrales et la bande panchromatique utilisées dans l'algorithme de *pansharpening* devaient avoir subi le même traitement de correction radiométrique. L'USGS met à disposition des utilisateurs les données de réflectance au sol (Collection 2 Level 2) (USGS, 2020). Même si très intéressante, cette série de données n'a pas été retenue, car la bande panchromatique n'est pas fournie dans ce jeu de données.

Les images ont été traitées (*pansharpening*) et téléchargées avec l'application *Google Earth Engine* (GEE, <https://earthengine.google.com>) utilisant le *Code Editor* qui permet d'envoyer des requêtes en JavaScript. La méthode HSV (*Hue Saturation Value*), implémentée dans les fonctions `rgbToHsv` et `hsvToRgb` en GEE, a été utilisée pour augmenter la résolution des bandes rouge, verte et bleue. Les autres bandes spectrales ont été rééchantillonnées à 15 m par l'algorithme du plus proche voisin (*nearest neighbor*). Les coefficients d'une régression linéaire entre les valeurs des bandes rouge, verte et bleue issues des bandes fusionnées et les valeurs des bandes initiales ont été utilisés pour corriger les valeurs après fusion. Cette correction a été appliquée itérativement par image avec R (R Core Team, 2021). Des tests de performance de cette méthode ont été réalisés dans Marchal *et al.* (2022). La Figure 3 montre un exemple d'image brute (30 m), fusionnée (15 m) et fusionnée-corrigée linéairement (15 m).



Figure 3 : Exemple de la fusion et correction d'image.

Afin de sélectionner des zones qui ne sont pas couvertes par des nuages, un algorithme de segmentation par apprentissage profond a été entraîné pour faire identifier les nuages et les ombres de ceux-ci sur les images Landsat (voir exemple à la Figure 4). Une zone tampon a de plus été ajoutée autour des masques créés pour s'assurer qu'il n'y a pas de limites de nuages ou d'ombres non détectées. Une vérification manuelle a été réalisée pour s'assurer que les images utilisées étaient dépourvues de nuages, de voiles nuageux ou de traînées d'avions.

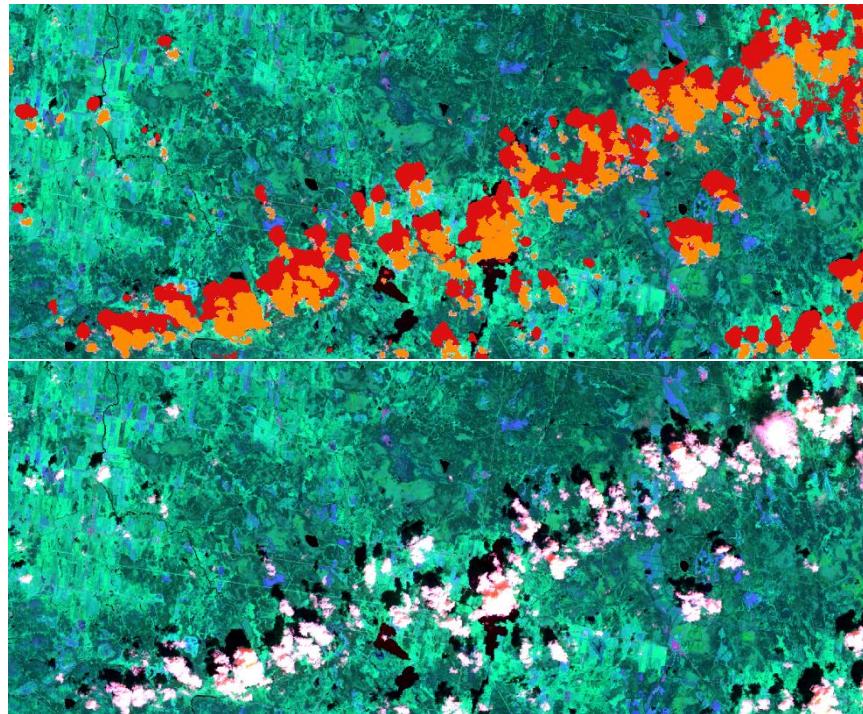


Figure 4. Exemple de segmentation de nuages (orange) et d'ombres de nuages (rouge) sur une image en fausse couleur de Landsat-8.

Plusieurs algorithmes pour réaliser la mosaïque peuvent être utilisés lorsqu'il y a superposition d'images (électionner le premier pixel, le pixel avec la valeur médiane ou maximale, une sélection manuelle de la provenance des pixels, etc.). Cependant, peu d'algorithmes favorisent l'homogénéité des images et des dates d'acquisition afin d'obtenir le produit le plus uniforme possible. Pour ce faire, un algorithme a été développé en langage python permettant de générer les mosaïques.

Le mosaïquage a été réalisé par un algorithme qui priorise les images de 2022 (527; 48 %) pouvant couvrir le plus grand territoire possible. Les zones non couvertes par ces images ont été ajoutées aux mosaïques, itérativement et avec la même stratégie, par des images de 2021 (291; 26 %) et 2020 (291; 26 %) provenant des mêmes saisons. Une inspection visuelle des mosaïques et une correction des erreurs d'omission en ce qui concerne l'algorithme de détection de nuages et d'ombre ont été réalisées manuellement dans *PCI Geomatica* (PCI Geomatics, 2018). Dans les zones où une seule image de bonne qualité pouvait être utilisée, elle a été retenue manuellement. Ainsi, 35 mosaïques ont été créées pour chacune des zones divisant le territoire d'étude. Ces mosaïques ont ensuite été utilisées pour dériver les variables optiques servant au modèle prédictif d'une résolution spatiale de 15 m.

4.2. Données auxiliaires

Des données géospatiales autres que Landsat-8 ont été utilisées dans le modèle prédictif. Il s'agit de l'altitude fournie par le *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) ayant une résolution spatiale de 30 m, complétée par le modèle numérique d'altitude (20 m) de Ressources naturelles Canada (RNCan) pour le Nord, l'hydrographie de la Géobase du réseau hydrographique du Québec (GRHQ, produit par le gouvernement du Québec) et complétée par le Réseau hydro national de la série Géobase (RHN, produit par le gouvernement du Canada).

4.3. Calcul des variables

D'abord, une classification de l'occupation du territoire en grandes classes a été effectuée et validée. Ensuite, un indice d'imperméabilité à partir d'une technique de démixage spectral a été utilisé (Van Der Meer, 1995). Des indices spectraux, des analyses de distance à l'hydrographie et aux variables d'occupation du territoire et du démixage, la position xyz et la saison et la semaine d'acquisition ont été extraits.

4.3.1. Occupation du territoire

Le modèle d'occupation du territoire *Random Forest* (Breiman, 2001) développé dans le sous-projet 2 du présent projet (Marchal *et al.*, 2022) a dans un premier temps été appliqué aux images 2022. Le modèle présente une bonne capacité de discernement des classes d'occupation (Eau, Sol, Urbain Mixte, Urbain Pur, Végétation arborescente et Végétation basse; Figure 8) du territoire avec une précision globale de 0,913 3 et une valeur de coefficient de Kappa de 0,873 9. Une validation de la qualité de la variable a été réalisée. Pour les secteurs nécessitant des ajustements, des polygones de zones de référence supplémentaires ont été photo-interprétés, amenant le total de polygones à 2 118 (Figure 9 et Figure 10). Ces nouvelles données ont été utilisées pour ajuster le modèle d'occupation du territoire et améliorer la qualité de la variable. Les valeurs spectrales des pixels de Landsat-8 à 15 m de résolution entièrement inclus dans les polygones identifiés ont été extraites. Les indices NDVI, NDWI (*Normalized Difference Water Index*) et SI (*Shadow Index*) ont été calculés :

$$NDVI = \frac{\text{Bande } 5 - \text{Bande } 4}{\text{Bande } 5 + \text{Bande } 4} \quad \text{Éq. 1}$$

$$NDWI = \frac{\text{Bande } 5 - \text{Bande } 6}{\text{Bande } 5 + \text{Bande } 6} \quad \text{Éq. 2}$$

$$SI = ((1 - \text{Bande } 2) \times (1 - \text{Bande } 3) \times (1 - \text{Bande } 4))^{\frac{1}{3}}$$

Éq. 3



Figure 5. Exemple de classes d'occupation du territoire utilisées: a. Eau, b. Sol, c. Urbain Mixte, d. Urbain Pur, e. Végétation arborescente, f. Végétation basse.

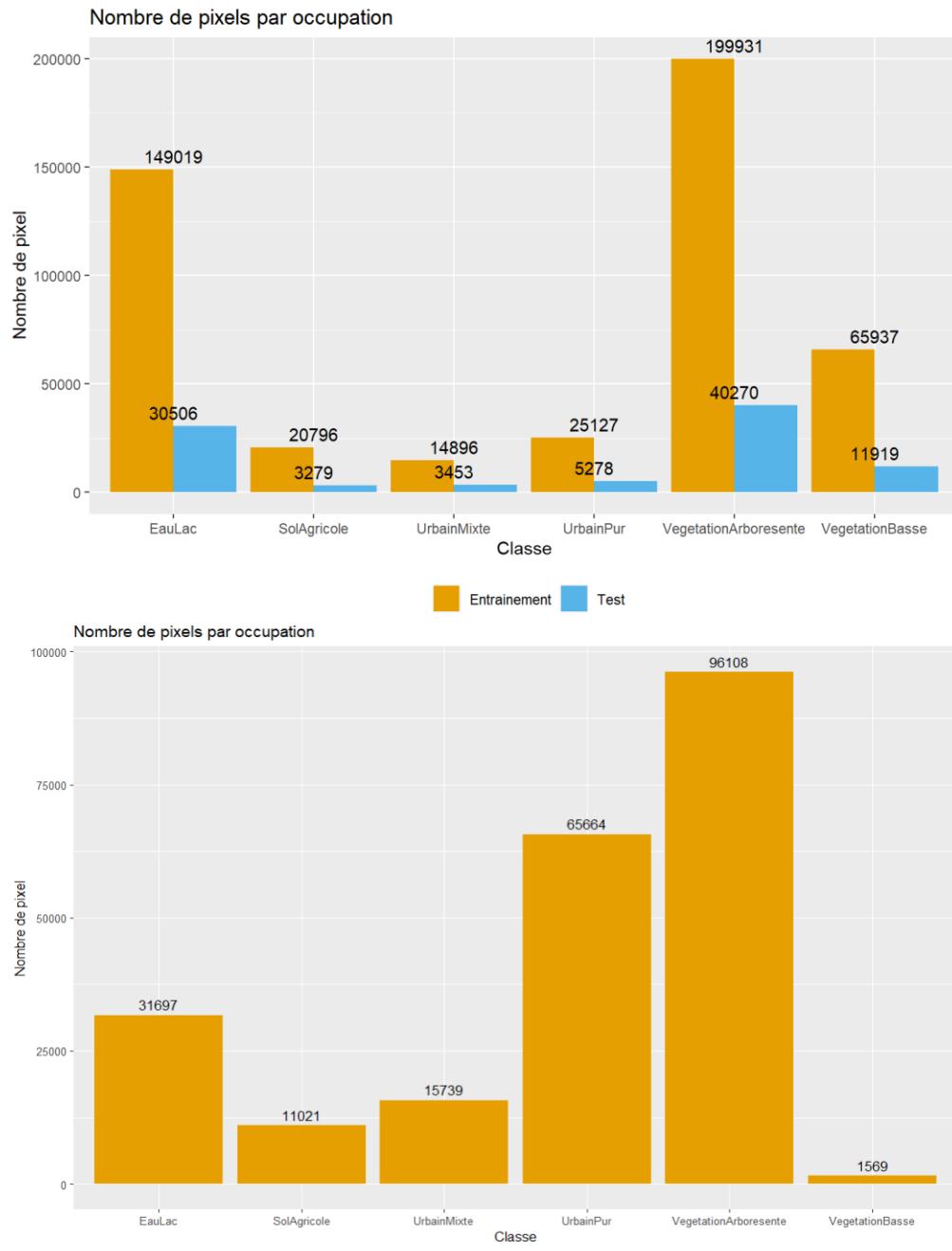


Figure 6. Nombre de pixels d'entraînement et de validation par classe pour le développement initial du modèle d'occupation du territoire (Haut) et Nombre de pixels d'entraînement ajoutés pour ajuster le modèle aux nouvelles images (Bas).

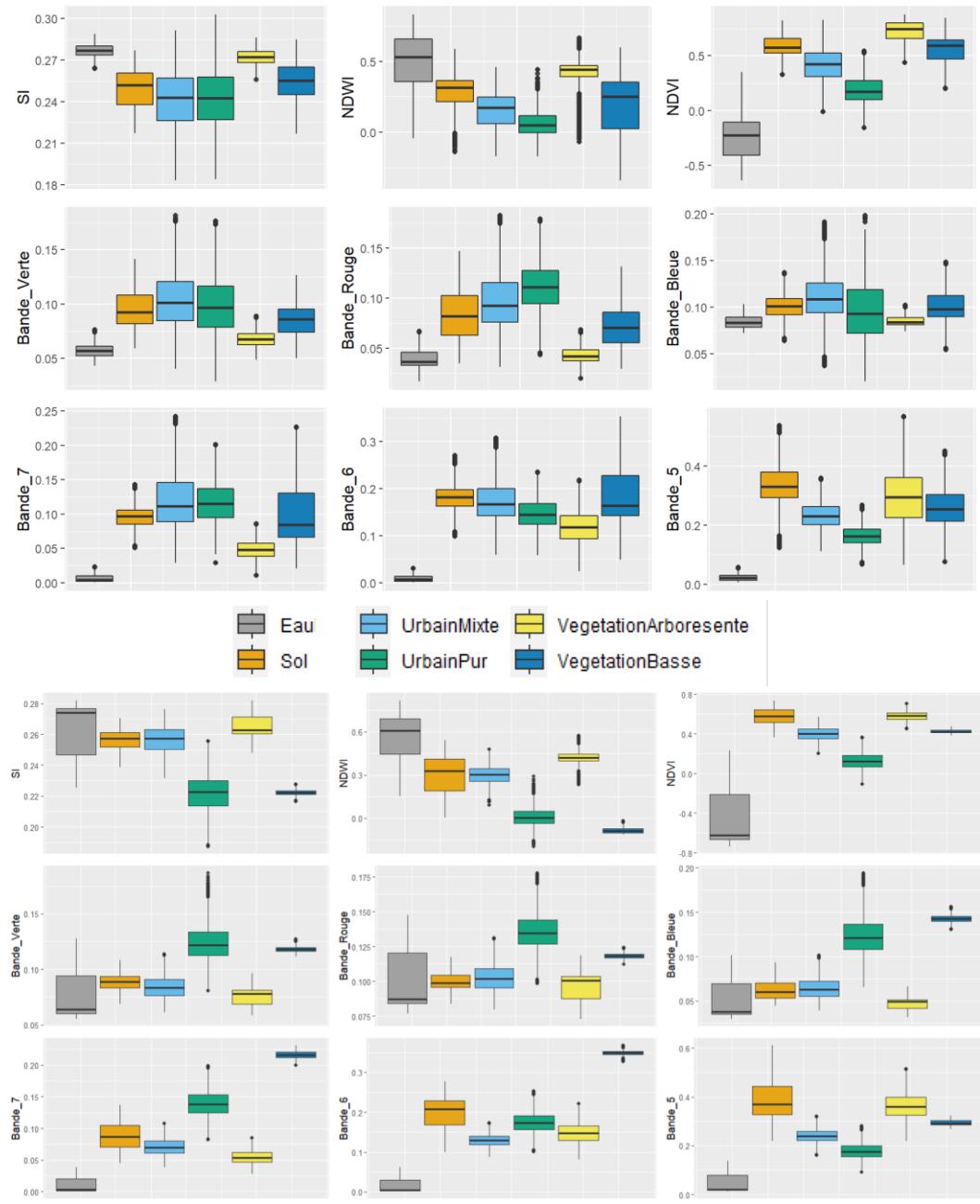


Figure 7. Caractéristiques et distribution de chaque variable utilisée pour développer le modèle d'occupation du territoire initial (Haut) et les caractéristiques des données ajoutées pour ajuster le modèle aux nouvelles images (Bas). SI : *Shadow Index*, NDWI : *Normalized Difference Water Index*, NDVI : *Normalized Difference Vegetation Index*.

Le modèle ajusté a été appliqué aux images dont la qualité était jugée insuffisante lors de la première prédiction. Pour ces images, une validation manuelle de la qualité de l'occupation du territoire a été effectuée.

4.3.2. Démixage spectral (indice d'imperméabilité)

Les images à résolution moyenne telles que celles de Landsat-8/9 OLI utilisées (15 m après la fusion) sont souvent caractérisées par une réflectance qui est un mélange de plusieurs catégories d'occupation du territoire, lorsque celles-ci occupent une superficie inférieure à celle du pixel (Small, 2001). La réflectance du pixel peut être dans ce cas un mélange de la végétation, du sol nu et de la construction, selon les composantes présentes à l'intérieur du pixel mixte. Pour servir d'indicateur d'imperméabilité des surfaces, les catégories identifiées par interprétation visuelle dans les images sont principalement représentées par les constructions (surfaces imperméables), végétation, sol nu et l'eau. Ainsi, étant donné que la superficie de certains objets de ces catégories est souvent inférieure à celle du pixel, nous avons estimé les proportions relatives d'occupation d'un pixel pour chacune de ces classes (communément appelé « *endmembers* ») en utilisant un modèle de démixage linéaire NNLS (*Non-Negative Linear Least squares*). Ce modèle permet de produire des cartes quantitatives d'abondance (les proportions d'abondances respectives dont la somme est égale ou proche à l'unité) (Ravel, 2017). La librairie RStoolbox du langage R a été utilisée pour cette analyse. Les polygones homogènes de référence ont d'abord été numérisés sur les images Landsat-8/9 avec comme fond de carte de l'imagerie à très haute résolution spatiale de Google et répartis dans chaque zone. Un seul pixel dont la signature spectrale était considérée comme représentative d'une classe a par la suite été choisi et utilisé pour l'entraînement des modèles NNLS. Ainsi, un modèle par zone a été développé et appliqué. Les bandes qui ont été utilisées sont la bande bleue, verte, rouge, proche infrarouge, infrarouge à onde courte 1 et 2 et la bande panchromatique (Tableau 1). La bande côtière n'a pas été utilisée, car nous avons constaté qu'il y avait beaucoup de bruit dans les images d'abondance lorsque cette bande était utilisée. Quelques exemples de polygones homogènes et pixels utilisés sont présentés à la Figure 8.



Catégorie 1 : Végétation



Catégorie 2 : Eau



Catégorie 3 : Sol nu



Catégorie 4 : Construction

Figure 8 : Exemples de polygones homogènes (contour rouge) numérisés pour le démixage spectral sur l'image de Google (gauche) et Landsat-8 (droite) pour les quatre catégories utilisées. Un post-traitement a été appliqué afin de corriger la classe « Eau » en appliquant un masque avec les données du GRHQ et du RHN.

4.3.3. Indices spectraux

Un total de 8 indices spectraux a été calculé sur l'ensemble des mosaïques. Ces indices mesurent par exemple la vigueur de la végétation (Figure 9), le taux d'humidité de celle-ci ou du sol. Ces 8 indices sont décrits dans le Tableau 2.

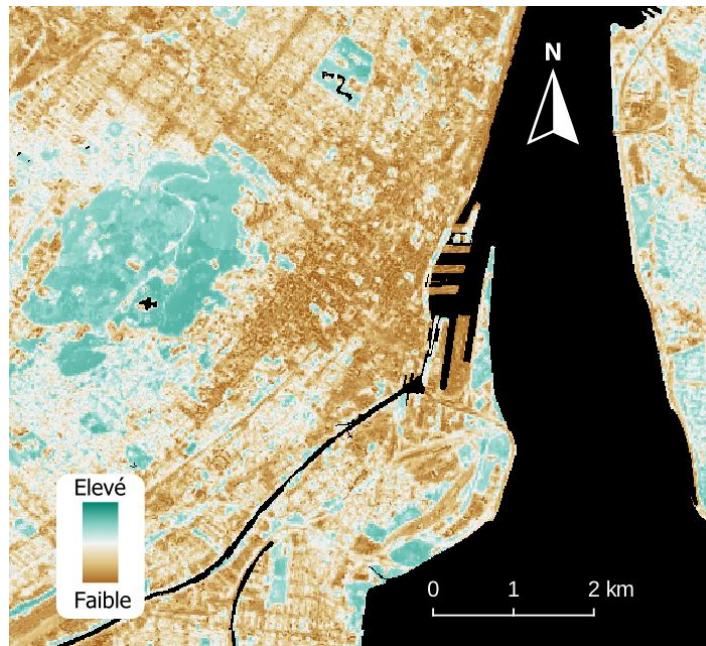


Figure 9 : Variabilité spatiale d'un indice spectral, le *Normalized Difference Vegetation Index* - NDVI, indicateur de la couverture végétale.

Tableau 2 : Liste des indices spectraux calculés. B2 à B7 : numéros des bandes Landsat-8 tels que décrits dans le Tableau 1.

Indice spectral	Équation	Référence
ADBI1	$B5 * \text{atan}((B5-B6)/(865-1609))$	(Liu <i>et al.</i> , 2010)
GI	$B3/B4$	-
MBWI	$3 * B3-B4-B5-B6-B7$	(Cordeiro <i>et al.</i> , 2021)
MNDWI	$(B3-B6)/(B3+B6)$	(Xu, 2006)
NBR	$(B5-B7)/(B5+B7)$	(García et Caselles, 1991)
NDVI	$(B5-B4)/(B5+B4)$	(Gamon <i>et al.</i> , 1995)
NMDI3	$(B4-B6-B7)/(B4+B6+B7)$	(Han <i>et al.</i> , 2019)
STI	$B6/B7$	(Chaves <i>et al.</i> , 2020)

4.3.4. Dates d'acquisition

Les dates d'acquisition des images Landsat-8/9 ont été regroupées en deux saisons, soit l'été ou l'automne. Ce traitement a été nécessaire pour ajouter une variable captant l'effet de la saison sur la phénologie. En effet, certaines images acquises à la fin septembre démontrent un changement de couleur dans les feuilles des arbres, affectant ainsi les valeurs d'indices spectraux. La saison de l'été a été définie entre le 1er juin et le 15 septembre et la saison d'automne avec toutes les dates suivant le 15 septembre. La variable de la semaine d'acquisition a également été calculée afin d'orienter la prédiction vers la semaine la plus chaude (30^e semaine), donc la pire pour les îlots de chaleur. La Figure 10 montre un exemple dans la région de Fermont où deux images d'automne et d'été ont été utilisées. Cela démontre le contraste important que l'on peut retrouver entre les images et les zones.



Figure 10 : Extrait de la mosaïque pour la zone de Fermont avec des images d'automne (gauche) et d'été (droite).

4.3.5. Position géographique et topographique

Les valeurs xy (longitude-latitude) ont été extraites par pixel en supposant que selon la position géographique, l'écart de température relatif de surface est plus ou moins élevé. L'altitude a été extraite à partir des modèles numériques de terrain SRTM et RNCAn.

4.3.6. Topologique

Les variables de type topologique sont essentiellement des variables de distance euclidienne. On y retrouve quatre sous-groupes, soit la distance 1) aux lacs (incluant les mers et le fleuve), 2) aux lacs, mais en y ajoutant les rivières de type surfacique, 3) de voisinage et 4) des variables optiques. Le 3^e sous-groupe représente une analyse des superficies d'eau surfacique dans le voisinage

(distances de 15, 30 et 45 m autour du pixel focal). Le 4^e sous-groupe est une distance euclidienne par rapport aux variables d'occupation du territoire et du démixage spectral.

4.4. Prédition et classement des valeurs

Pour rappel, le Tableau 3 montre l'importance des 36 variables utilisées dans le modèle *Random Forest*. Le Tableau 4 illustre quelques exemples de ces variables.

Tableau 3 : Importance des variables dans le modèle prédictif.

Variable	Importance (%)
y	100,00
semaine	42,04
DistanceOccTerr_VegetationArborescente	24,48
X	14,93
ALT	13,64
DistanceDemix_Construction	10,53
GI	7,21
NBR	6,92
MBWI	5,13
DistanceOccTerr_UrbainPur	4,27
Construction	4,08
DistanceDemix_Sol_nu	3,25
ABDI1_B5_B6	3,16
DistanceOccTerr_SolAgricole	2,87
DistanceOccTerr_EauLac	2,32
DistanceOccTerr_VegetationBasse	2,22
DistanceOccTerr_UrbainMixte	2,19
MNDWI	2,03
NDVI	1,89
D_EAU_LIN	1,79
vegetation	1,73
NMDI3	1,53
Sol_nu	1,28
D_EAU_SURF	1,16
EauVoisinage5x5	1,09
DistanceDemix_Eau	0,99
DistanceDemix_vegetation	0,84
EauVoisinage7x7	0,67
Eau	0,63
EauVoisinage	0,56

OccTerrVegetationArborescente	0.40
img_indexAUTOMNE	0.30
OccTerrUrbainPur	0.05
OccTerrUrbainMixte	0.02
OccTerrSolAgricole	0.01
OccTerrVegetationBasse	0,00

Tableau 4 : Exemples de variables calculées.

Landsat-8

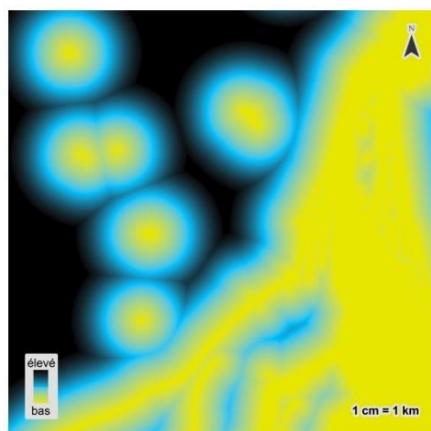
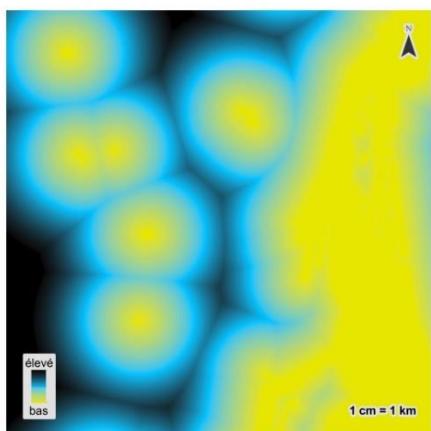


Distance eau, lac, fleuve et mer

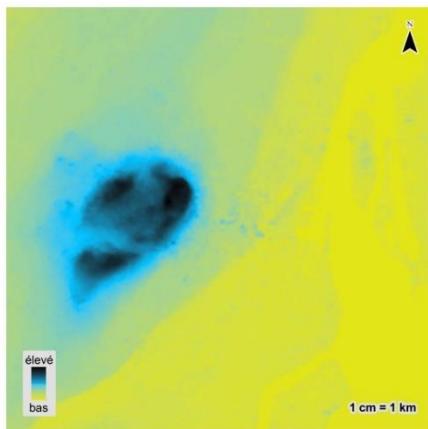
Imagerie QC



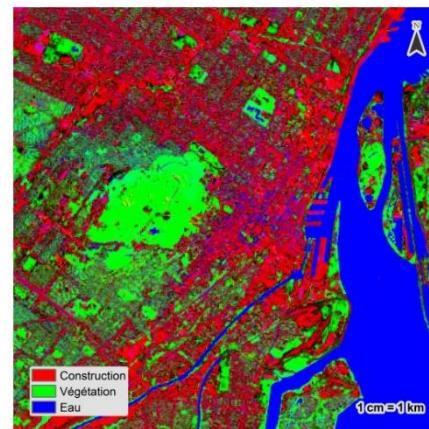
Distance eau, lac, fleuve, mer et rivière



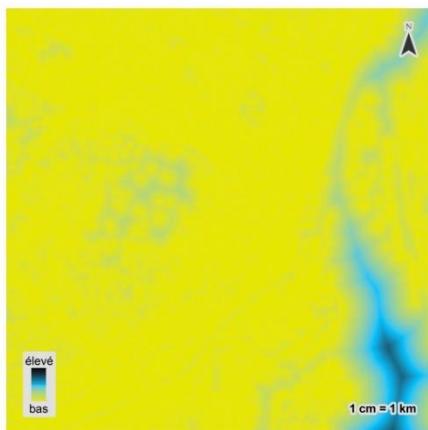
Modèle numérique de terrain



Démixage avec masque d'eau

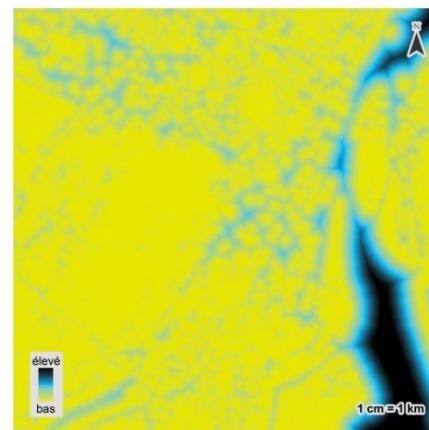


Classe 1 - Construction

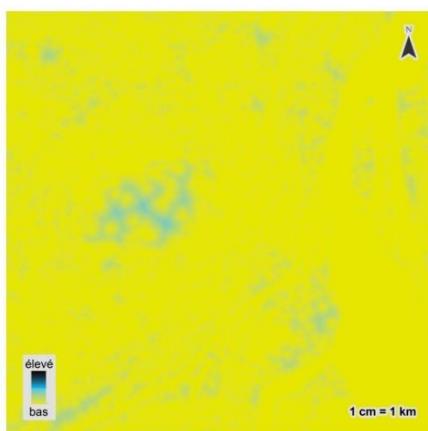


Distance aux classes de démixage

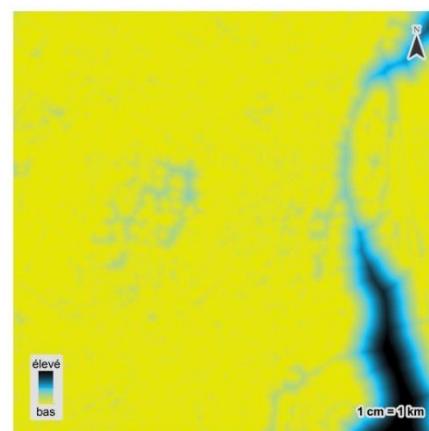
Classe 2 - Végétation



Classe 3 - Eau



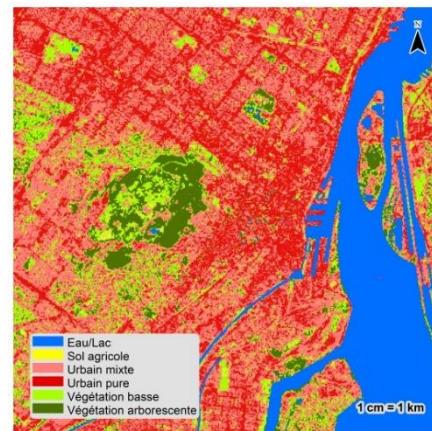
Classe 4 – Sol nu



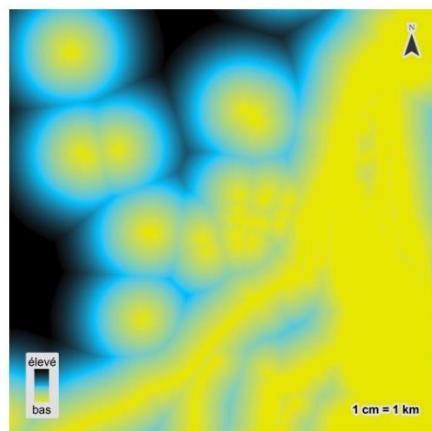
Eau voisinage



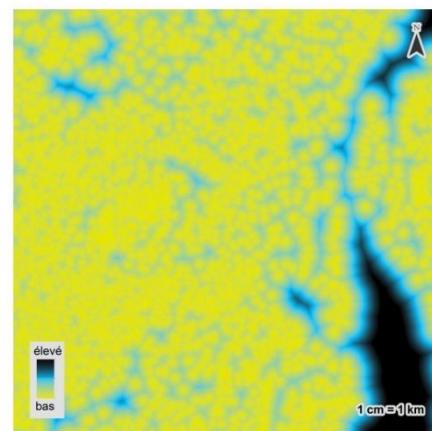
Occupation du territoire



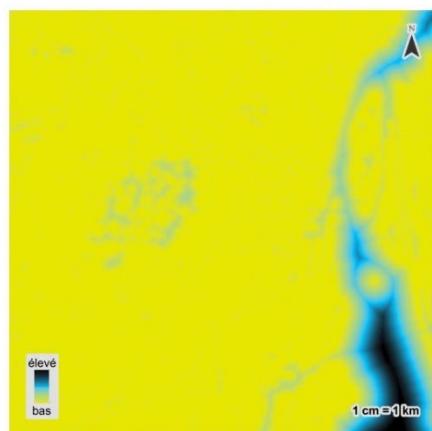
Distance aux classes d'occupation du territoire
Classe 1 – Eau/Lac



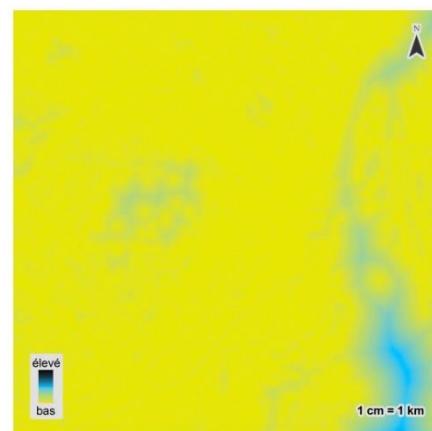
Classe 2 – Sol agricole



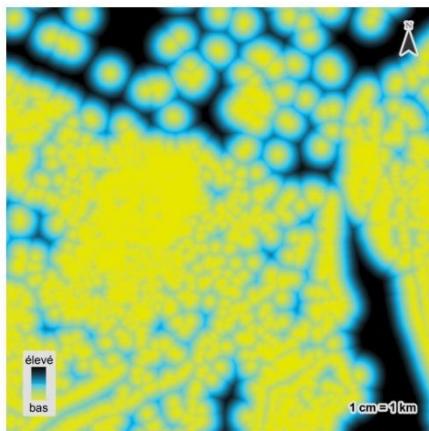
Classe 3 – Urbain mixte



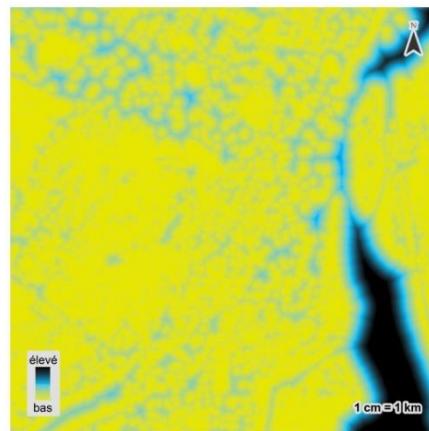
Classe 4 – Urbain pur



Classe 5 – Végétation arborescente



Classe 6 – Végétation basse



Ce modèle a été utilisé pour prédire l'écart de température relatif sur tous les pixels de l'écoumène 2021 du Québec. Cette donnée a ensuite été restreinte aux centres de population. Les valeurs de cette donnée restreinte ont ensuite été classées en 9 classes par l'algorithme *k-means* (Montolio *et al.*, 1992) tel qu'utilisé dans le sous-projet 2 du présent projet.

4.5. Analyse de changement

Parmi les nombreuses méthodes d'analyse de changement utilisées dans la littérature (Asokan et Anitha, 2019), deux ont été retenues dans la présente étude, soit 1) la différence entre les écarts de température relatifs au niveau du pixel et 2) l'indice d'intensité d'îlots de chaleur urbains (*Surface Urban Heat Island Intensity - SUHII*), calculée au niveau de l'îlot de diffusion. Ces analyses ont été réalisées dans R.

4.5.1. Différence de l'écart de température relatif

La différence de l'écart de température relatif a été calculée au niveau du pixel selon l'équation 4.

$$DT = T2022 - T2013$$

Éq. 4

DT = différence de l'écart de température relatif

T2022 = Température relative en 2022

T2013 = Température relative en 2013

Une valeur positive représente une augmentation de l'écart de température relatif en 2022 par rapport à 2013, une valeur négative représente une diminution de l'écart de température relatif

en 2022 par rapport à 2013. Un post-traitement qui consiste à appliquer un filtre moyen avec une taille de 3x3 a été appliqué de façon à corriger certains artefacts dus notamment aux décalages spatiaux possibles entre les pixels des mosaïques de 2013 et 2022.

4.5.2. L'indicateur Surface Urban Heat Island Intensity (SUHII)

L'indicateur SUHII (Nadizadeh Shorabeh *et al.*, 2020; Weng *et al.*, 2019), nommé aussi *Heat island ratio index* (URI) (Firozjaei, 2018) est défini dans l'équation 5. Les auteurs l'ont appliquée sur des températures divisées en 5 classes et des grandes surfaces (p. ex. division radiale de la ville qui a une grande probabilité de contenir des pixels dans chacune des classes).

Dans cette étude les données d'ICFU, divisées en 9 classes forme un gradient du plus froid (classe 1) au plus chaud (classe 9).

$$SUHII = \frac{1}{100 * m} \sum_{i=1}^n W_i P_i \quad \text{Éq. 5}$$

m = nombre des classes = 9

n = nombre des classes considérées comme îlots des chaleurs = 9 (toutes les classes ont été considérées). Des essais ont été réalisés avec $n = 5$ (classes de 6 à 9) et $n = 2$ (classes 8 et 9).

W = un indice de pondération de la classe ((Weng *et al.*, 2019) propose d'utiliser la numérotation des classes comme facteur de pondération; ici, la pondération a été 1 pour la classe 1, 8 pour la classe 8 et 9 pour la classe 9, etc.)

P = le ratio de la surface couverte par les classes des îlots de chaleurs considérées par rapport à la surface totale considérée.

Plusieurs unités spatiales représentant une unité statistique ont été testées pour calculer l'indice de SUHII, notamment les îlots de diffusion, les aires de diffusion et les aires de diffusion agrégées. L'analyse de changement porte seulement sur les régions couvertes par les centres de population. Par conséquent, les différentes unités qui dépassent les limites des centres de population ont été découpées. Les îlots de diffusion ont été choisis parce qu'elles offrent plus de détails en ville. Les autres unités, les aires de diffusion et les aires de diffusion agrégées ne fournissent pas suffisamment de détails, surtout pour les petites villes isolées, afin de permettre une analyse d'îlots de chaleurs. Par exemple, les polygones des aires de diffusion agrégées sont parfois trop grands et incluent à la fois le centre des petites villes et leurs régions périphériques, ou toute la ville peut être incluse dans la même aire de diffusion.

L'indice SUHII a été testé avec 2 classes (8 et 9), les classes les plus chaudes (de 6 à 9) ou avec toutes les classes (de 1 à 9). Cet indicateur accentue les pics des îlots des chaleurs, parce que les pixels appartenant à une classe supérieure auront un facteur de multiplication plus élevé. Cet indice a été appliqué à la fois sur les ICFU de 2013 que 2 022. Un ratio entre les deux indices a

ensuite été réalisé (équation 6). Ainsi, une valeur obtenue inférieure à 100 représente une augmentation d'îlots de fraîcheur en 2022 par rapport à 2013, une valeur proche de 100 indique peu de changement alors qu'une valeur supérieure à 100 correspond à une augmentation d'îlots de chaleur. Les valeurs du ratio obtenues ont par la suite été classées en cinq classes. Il a été décidé, pour simplifier la visualisation et l'analyse des résultats, d'utiliser ces intervalles de classes : 1) < 85 %, 2) 85 – 95 %, 3) 95 – 105 %, 4) 105 – 115 % et 5) > 115 %. La première classe indique une augmentation d'îlots de fraîcheur en 2022 par rapport à 2013 alors que la dernière classe illustre l'augmentation d'îlots de chaleur.

$$SUHII \ variation \ ratio = \frac{SUHII \ 2022}{SUHII \ 2013} * 100 \quad \text{Éq. 6}$$

L'indice avec toutes les classes (1 à 9) a été choisi parce qu'il est mieux adapté à la taille de l'îlot de diffusion et au nombre de classes. En tenant en compte de la petite taille des îlots de diffusion, la probabilité qu'elle contienne des pixels dans toutes les classes est plus grande. Il y a en effet plus de probabilités d'avoir une valeur de zéro pour l'indice dans le cas des calculs utilisant uniquement les classes 8 et 9 qu'avec les classes 6 à 9 ou avec toutes les classes (1 à 9). La présence de zéros dans la valeur de l'indice pose problème pour le calcul du pourcentage de variation de l'indice d'une année à l'autre (division par zéro) et nécessite un ajustement supplémentaire. Cet ajustement n'est généralement pas requis dans le cas d'un calcul tenant compte de toutes les classes (1 à 9). Une deuxième raison pour choisir de calculer l'indice avec toutes les classes est de maintenir des détails dans les classes d'îlots de fraîcheurs où le changement entre les classes 1 et 5, par exemple, peut être tout aussi importante qu'un changement entre les classes 5 à 9. L'indice calculé avec seulement les classes 8 et 9, par exemple, sort en évidence les îlots de chaleurs les plus abondants, mais les zones avec de petits îlots de chaleur ou les zones avec des températures intermédiaires seraient classifiées comme îlots de fraîcheurs.

5. Résultats

5.1. Prédiction de l'écart de température relatif et catégorisation des îlots de chaleur et de fraîcheur urbains

Le modèle appliqué (RMSE 1,99 °C ; R² : 0,81) a permis de prédire l'écart de température relatif sur les images de 2022. La méthode utilisée pour la catégorisation des ICFU est le classement en 9 classes des écarts de température relatifs prédicts. Ceci permet de discriminer les zones ayant un fort potentiel d'être des îlots de chaleur (dernière classe – 9) des îlots de fraîcheur (deux premières classes – 1-2). Sur l'ensemble du territoire d'étude, ce sont ainsi 1 121 km² et 4 558 km² qui représentent des îlots de chaleur (classes 8-9) et de fraîcheur, respectivement. Compte tenu des différences observées dans les écarts de températures relatifs prédicts entre le nord (-2 à 2 °C) et le sud du Québec (0,3 à 19,2 °C), il est important d'interpréter ces classes en relation avec les intervalles d'écarts de températures qui y sont associés. Ainsi, dans certains contextes, il peut être

pertinent d'utiliser également l'avant-dernière (8) classe pour représenter les îlots de chaleur dans un territoire donné.

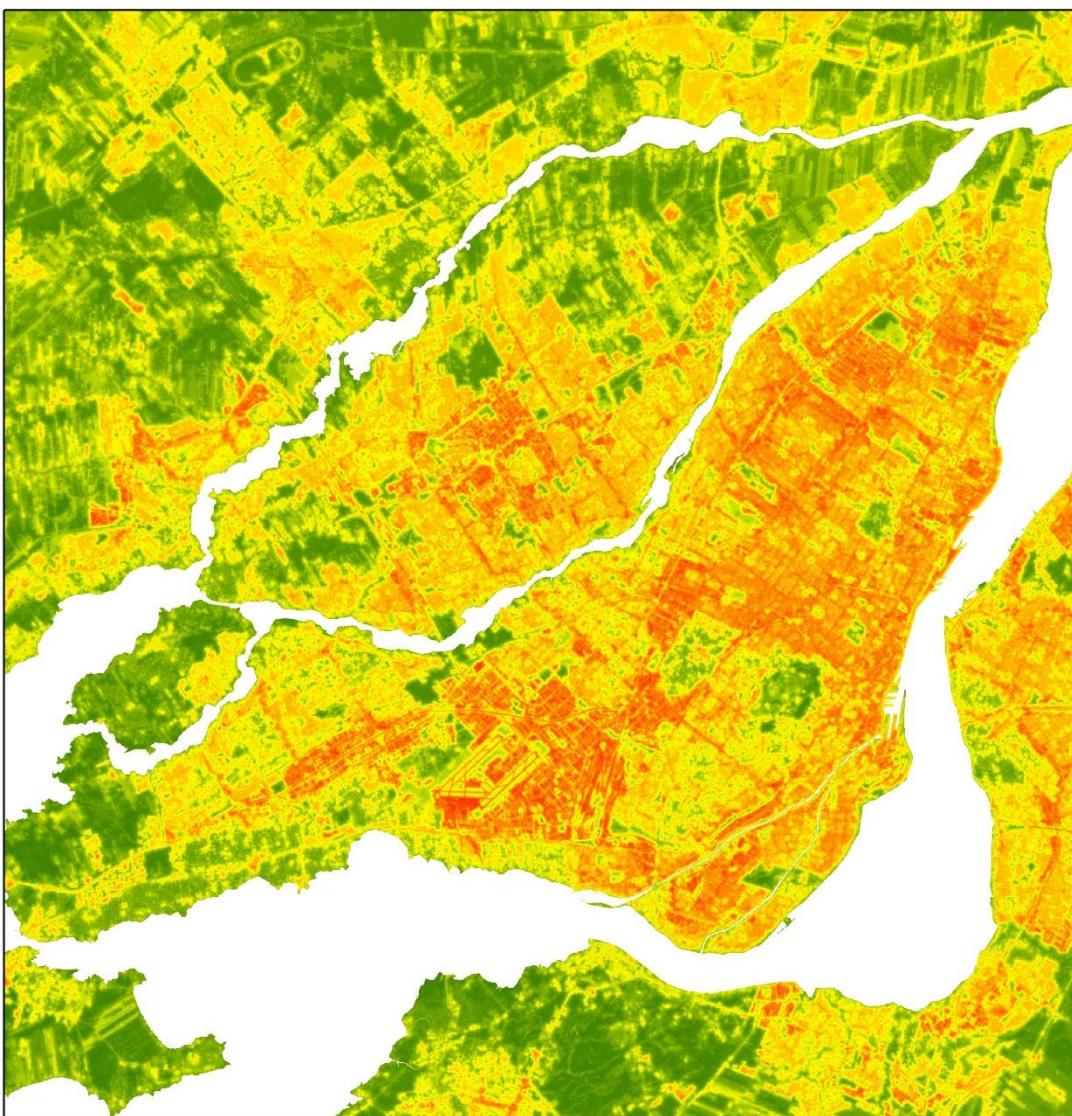
La Figure 11 illustre le résultat des écarts de température relatifs prédits et la catégorisation en 9 classes dans deux contextes différents, soit une zone fortement urbanisée et une zone composée d'une mosaïque de milieux urbanisés, de champs et de forêts. Dans le cas présent, les écarts de température relatifs maximaux varient de 15,3 °C dans le cas du contexte rural comparé à 18,1 °C dans la zone fortement urbanisée.



Figure 11: Exemples de classement des îlots de chaleur et de fraîcheur urbains en milieu fortement urbanisé (haut) et en milieu rural (bas). Les îlots de chaleur semblent plus diffus en milieu rural.

5.2. Analyse de changement

Les Figures 12, 13 et 14 donnent des exemples de températures relatives en 2013 et 2022 et de différence de températures entre les deux années. La figure 15 représente la distribution des différences des écarts de température relatifs entre 2013 et 2022. La majorité (74,2 %) des différences entre 2013 et 2022 se situe entre ± 1 degré et 96,3 % sont entre ± 3 degrés, ce qui indique une différence notable pour de nombreux pixels. Près de 40 % des pixels ont également une différence nulle.



Écart de température relative 2013

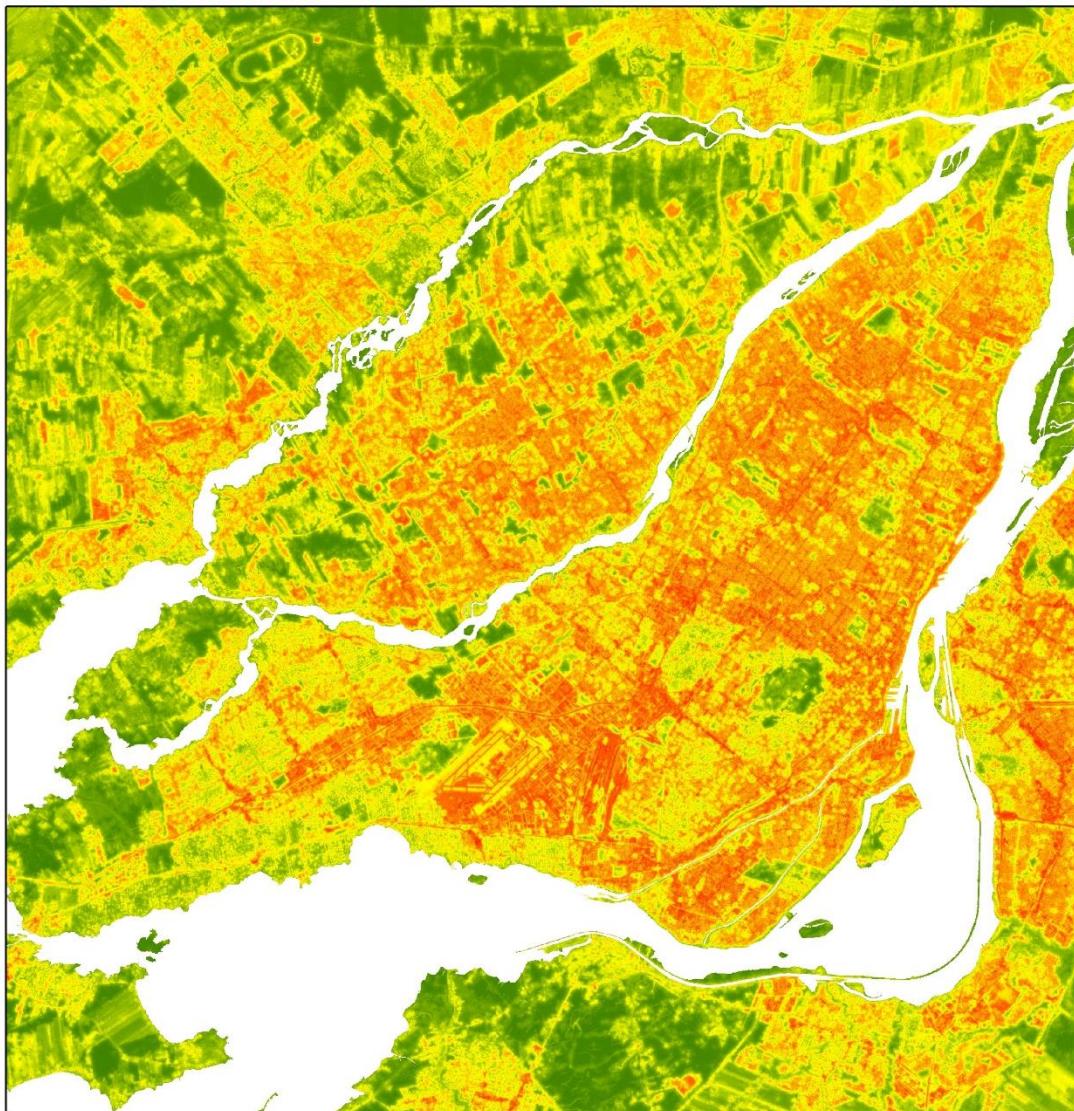
Haut : 17

Bas : -2

0 2,5 5 10 Kilometers



Figure 12 : Écart de température relatif, 2013, Montréal.



Écart de température relative 2022

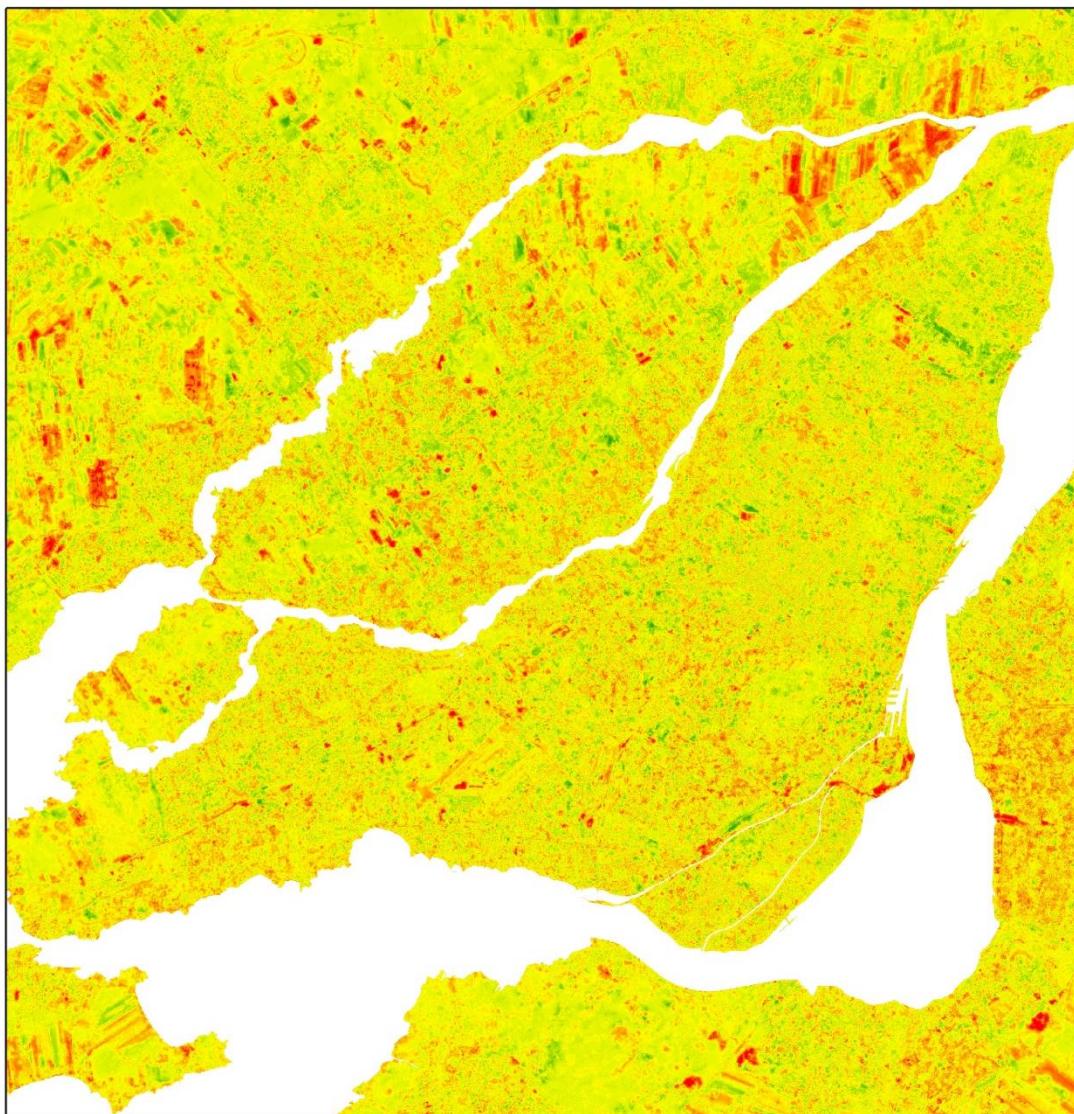
Haut : 17

Bas : -2

0 2,5 5 10 Kilometers



Figure 13: Écart de température relatif, 2022, Montréal.



Changement d'écart de température relative entre 2013 et 2022

High : 15,9342

Low : -14,9465

0 2,5 5 10 Kilometers



Figure 14: Différence de l'écart de température relative entre 2013 et 2022, Montréal. Les valeurs entre 7 et 16 degrés sont représentées en valeur maximale (rouge), les valeurs entre -7 et -15 degrés sont représentées en valeur minimale (vert).

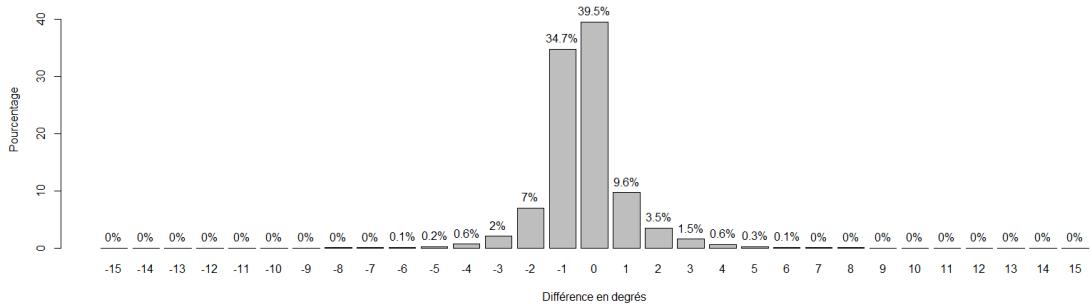
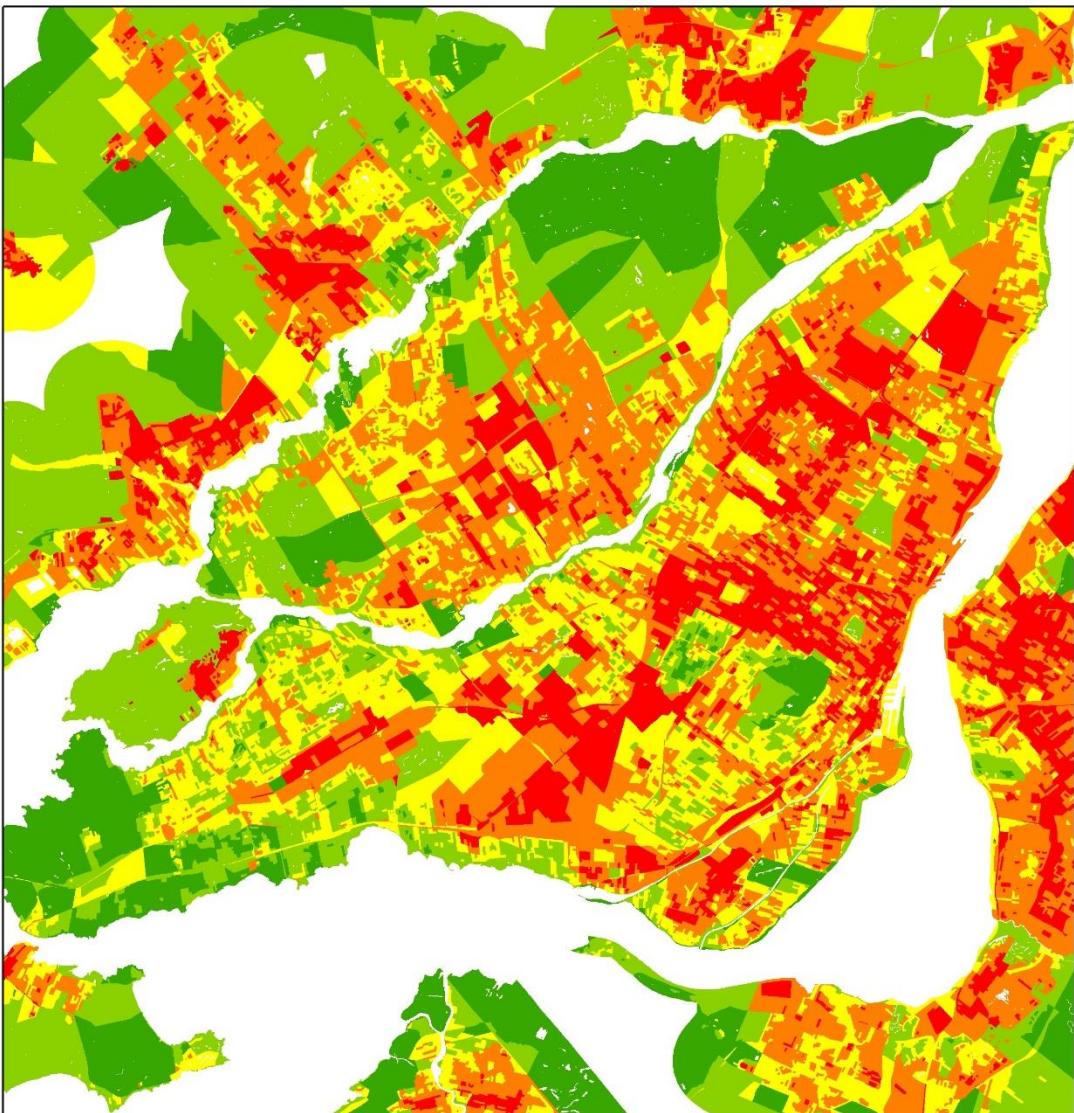
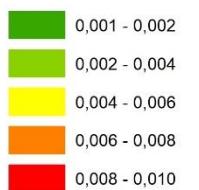


Figure 15: Distribution des différences des écarts de températures relatifs. Les degrés sur l'axe x représentent la limite inférieure de la classe.

La pondération des valeurs des écarts de température selon les classes dans le calcul de l'indice SUHII et le ratio entre 2022 et 2013 permet de mettre en évidence les zones ayant eu des augmentations d'îlots de chaleur, illustrés par la classe 5 en rouge foncé (Figures 16, 17 et 18).



SUHII 2013 classes 1-9



0 2,5 5 10 Kilometers



Figure 16: Indice d'intensité d'îlots de chaleur urbains (SUHII), calculé au niveau des îlots de diffusion avec toutes les classes d'écart de température relatifs (1 à 9), 2013, Montréal.

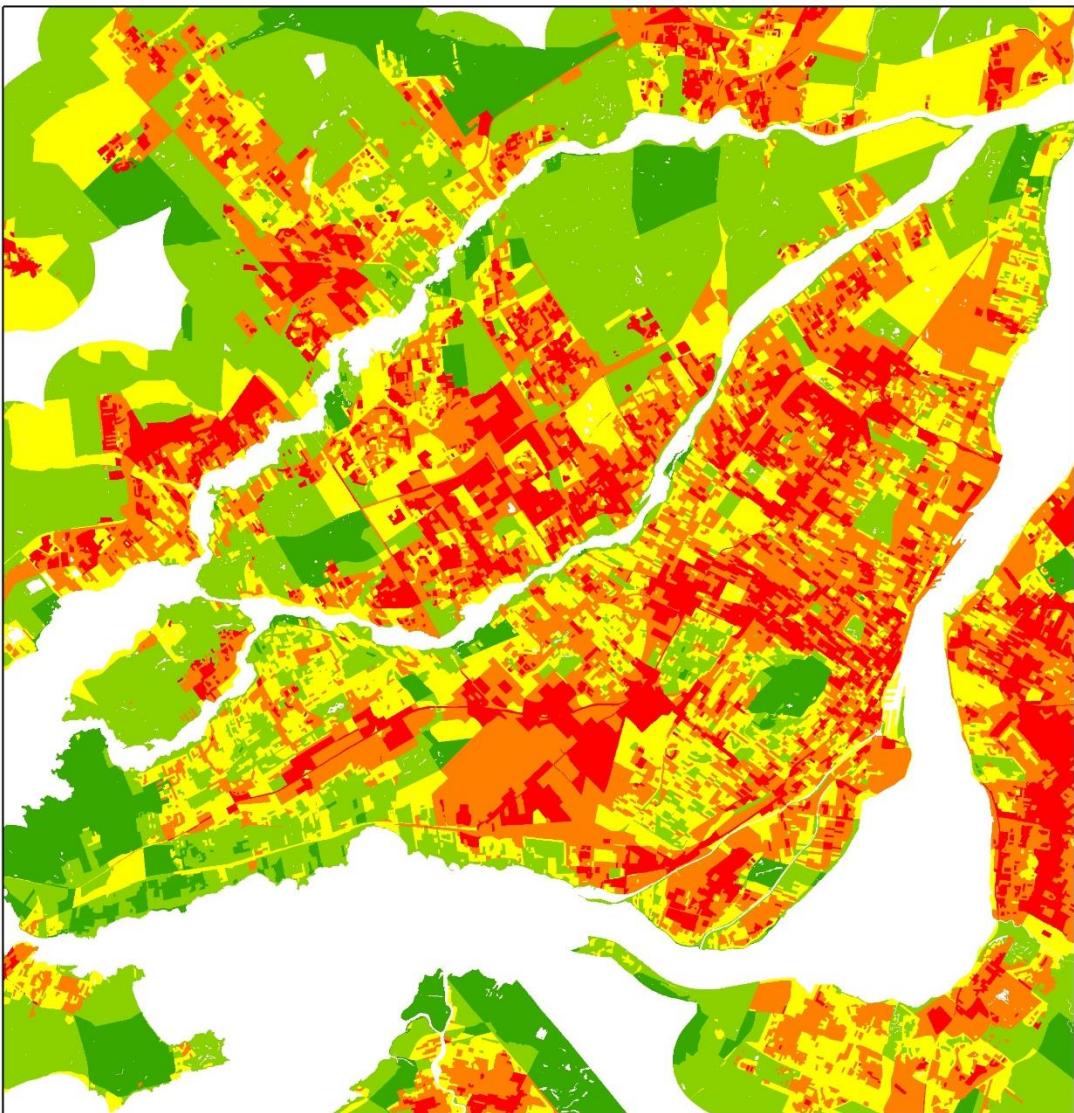
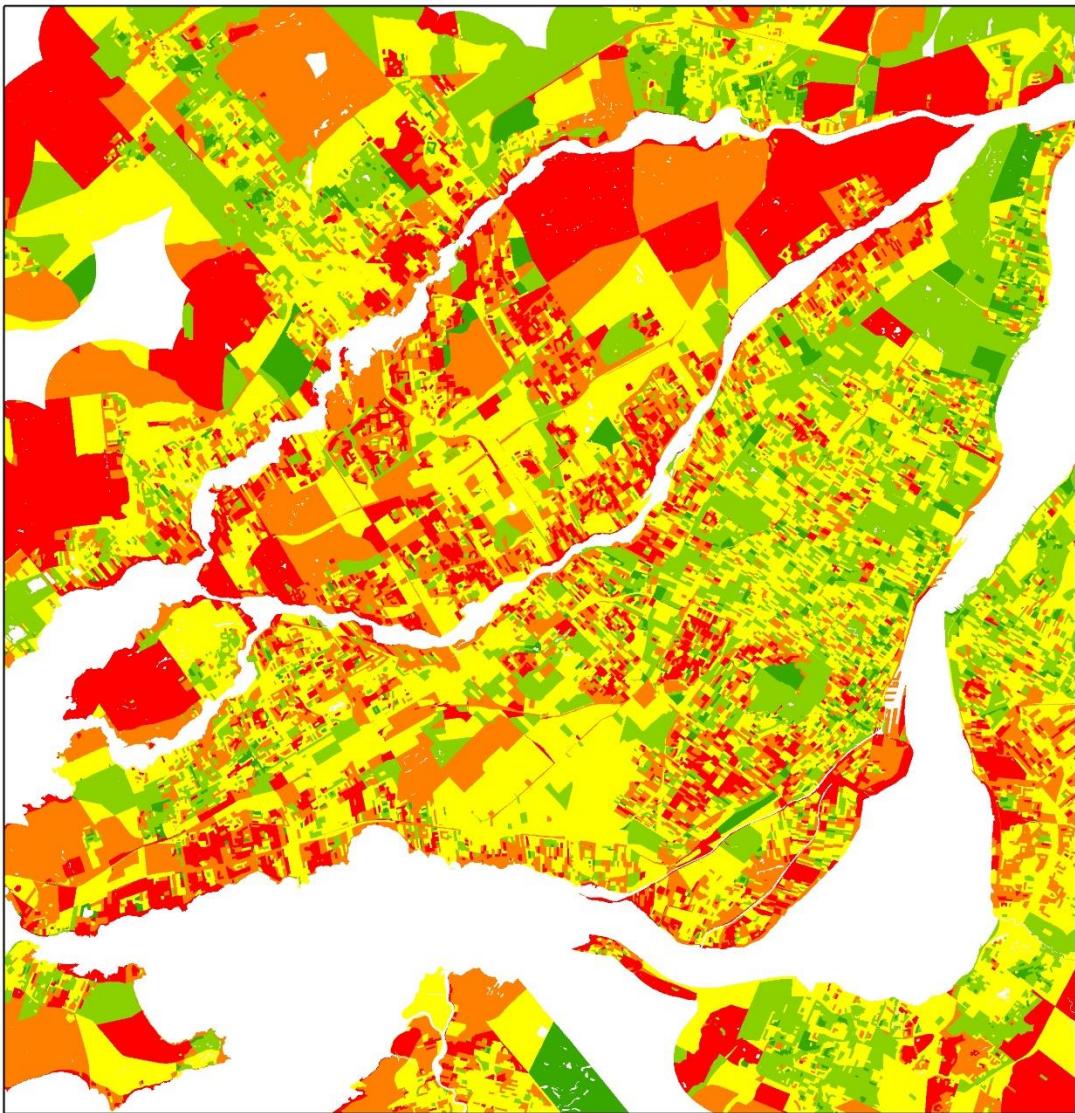


Figure 17: Indice d'intensité d'îlots de chaleur urbains (SUHII), calculé au niveau des îlots de diffusion avec toutes les classes d'écart de température relatifs (1 à 9), 2022, Montréal.



Variation SUHII classes 1-9

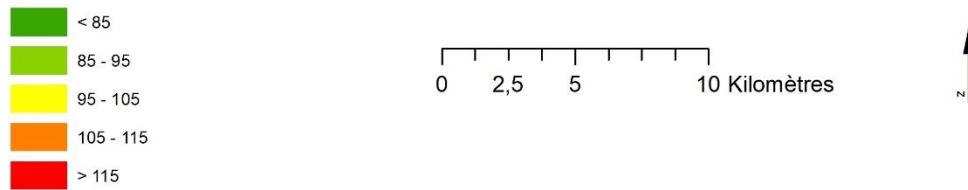


Figure 18: Pourcentage de variation (ratio) de l'indice SUHII (Indice d'intensité d'îlots de chaleur urbains) entre 2022 et 2013, calculé au niveau des îlots de diffusion avec toutes les classes d'écart de température relatifs (1 à 9), Montréal.

Le taux de changement de l'indice SUHII entre 2013 et 2022 est généralement faible (< 15 %) (Figure 19). La plupart des îlots de diffusion (52,1 %) ont un ratio de changement de \pm 5 %, et 91,5 % ont un ratio de changement de \pm 15 %. L'indice SUHII permet également d'identifier les îlots de diffusion ayant eu une augmentation en îlots de chaleur, soit 6,9 %. Le Tableau 5 illustre le changement de valeur des îlots de diffusion. Par exemple, 17 îlots de diffusion avaient un indice SUHII très faible en 2013, donc avec beaucoup d'îlots de fraîcheur, et ont maintenant une valeur très élevée en 2022, soit une présence d'îlots de chaleur. On peut également remarquer qu'aucun îlot de diffusion n'est passé de très chaud en 2013 à très froid en 2022.

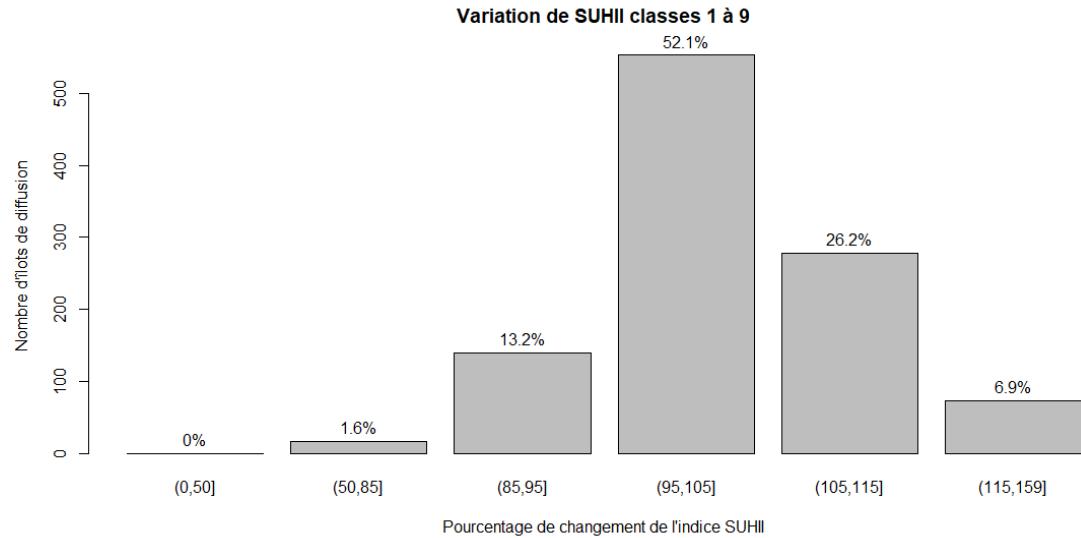


Figure 19: Distribution du pourcentage de changement de l'indice des îlots des chaleurs urbains (SUHII)

Tableau 5 : Matrice de changement des îlots de diffusion par classe de valeur de SUHII

		SUHII 2013				
		0,000-0,002	0,002-0,004	0,004-0,006	0,006-0,008	0,008-0,010
SUHII 2022	0,000-0,002	220	89	1	0	0
	0,002-0,004	193	4605	1003	24	0
	0,004-0,006	17	2324	10978	3333	103
	0,006-0,008	46	203	3822	20533	5004
	0,008-0,010	17	67	248	5936	20932

Plusieurs exemples à l'échelle d'un quartier sont présentés dans les Figures 20 à 23.

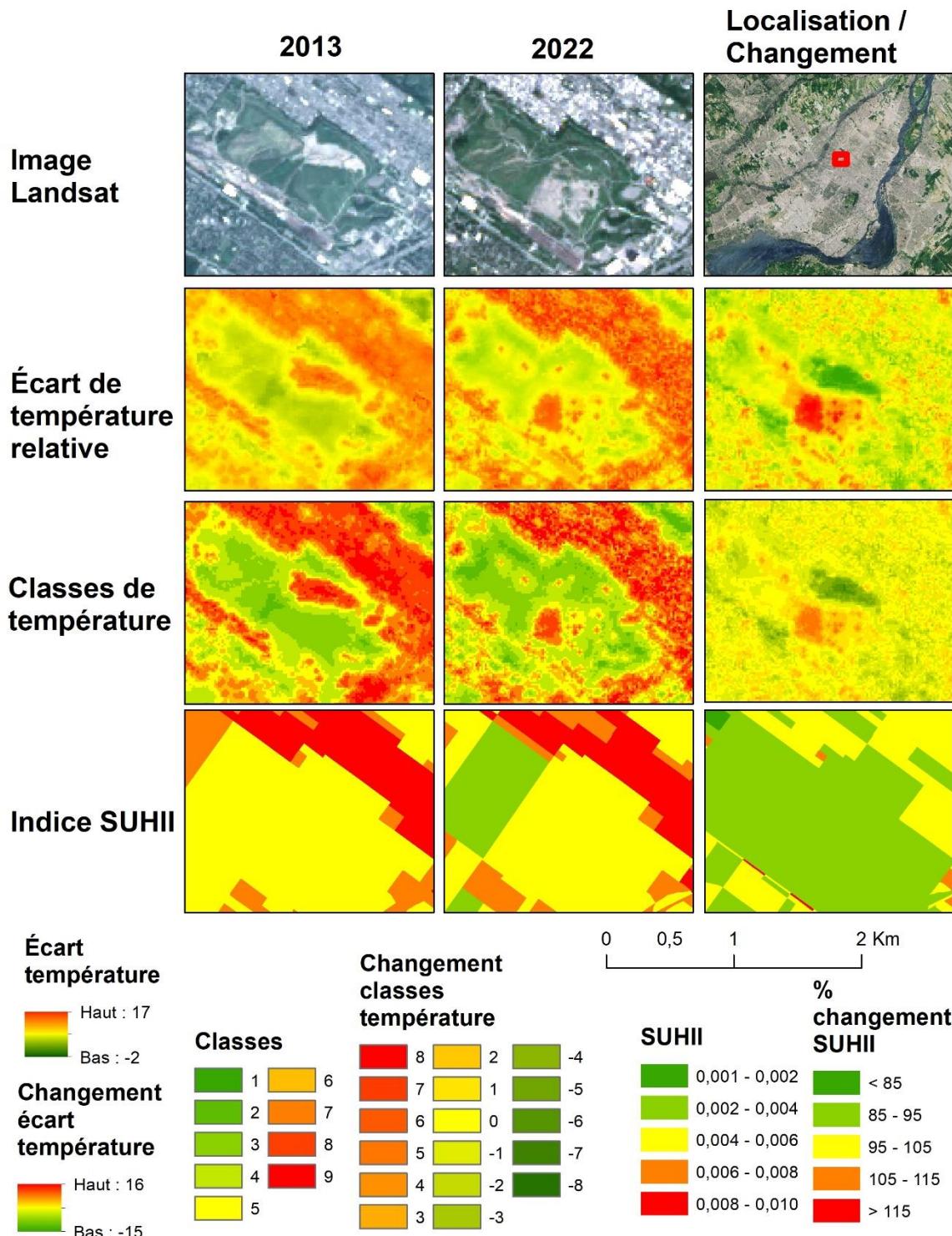


Figure 20 : îlots de chaleurs et changements entre 2013-2022, Montréal.

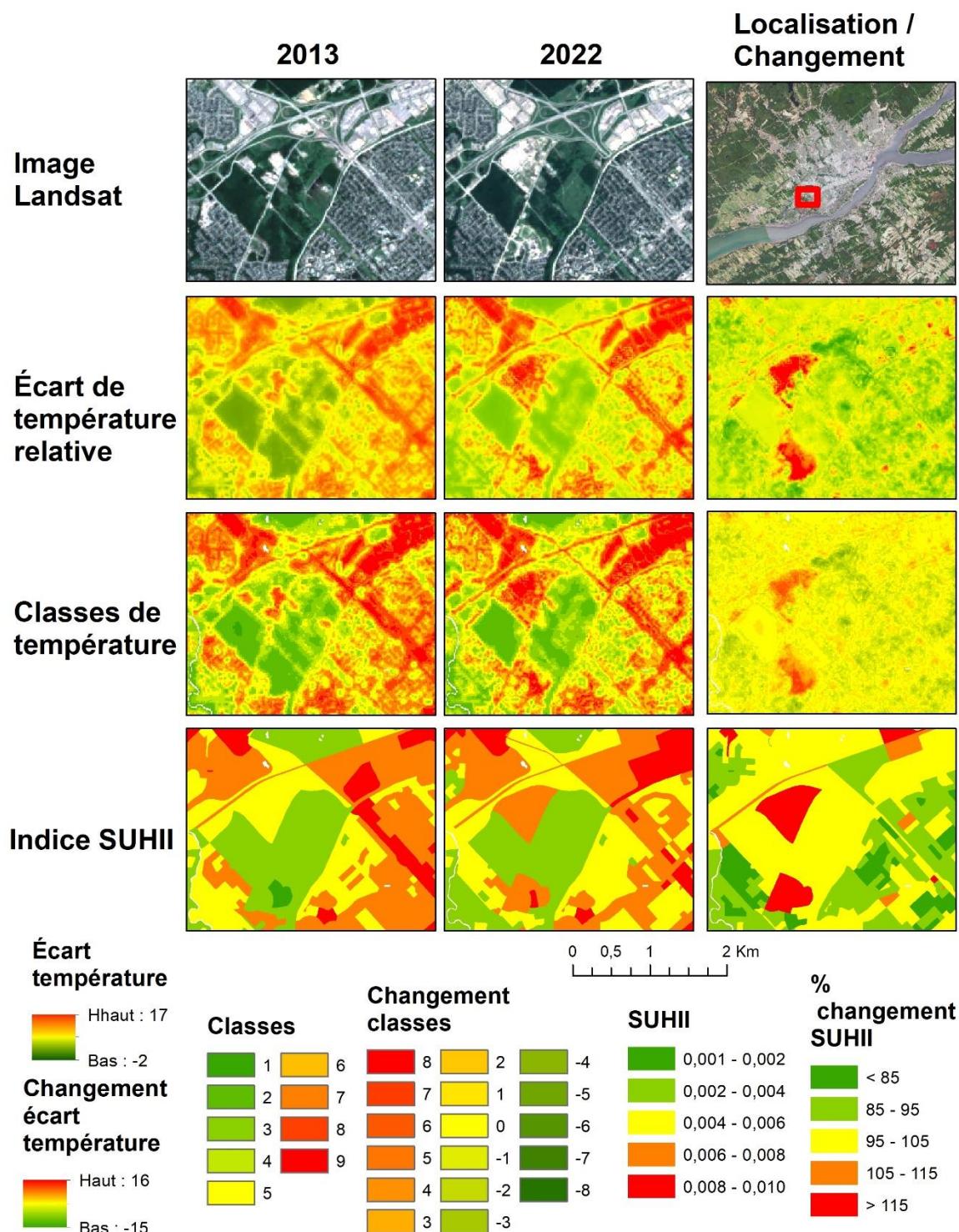


Figure 21 : îlots de chaleurs et changements entre 2013-2022, Québec.

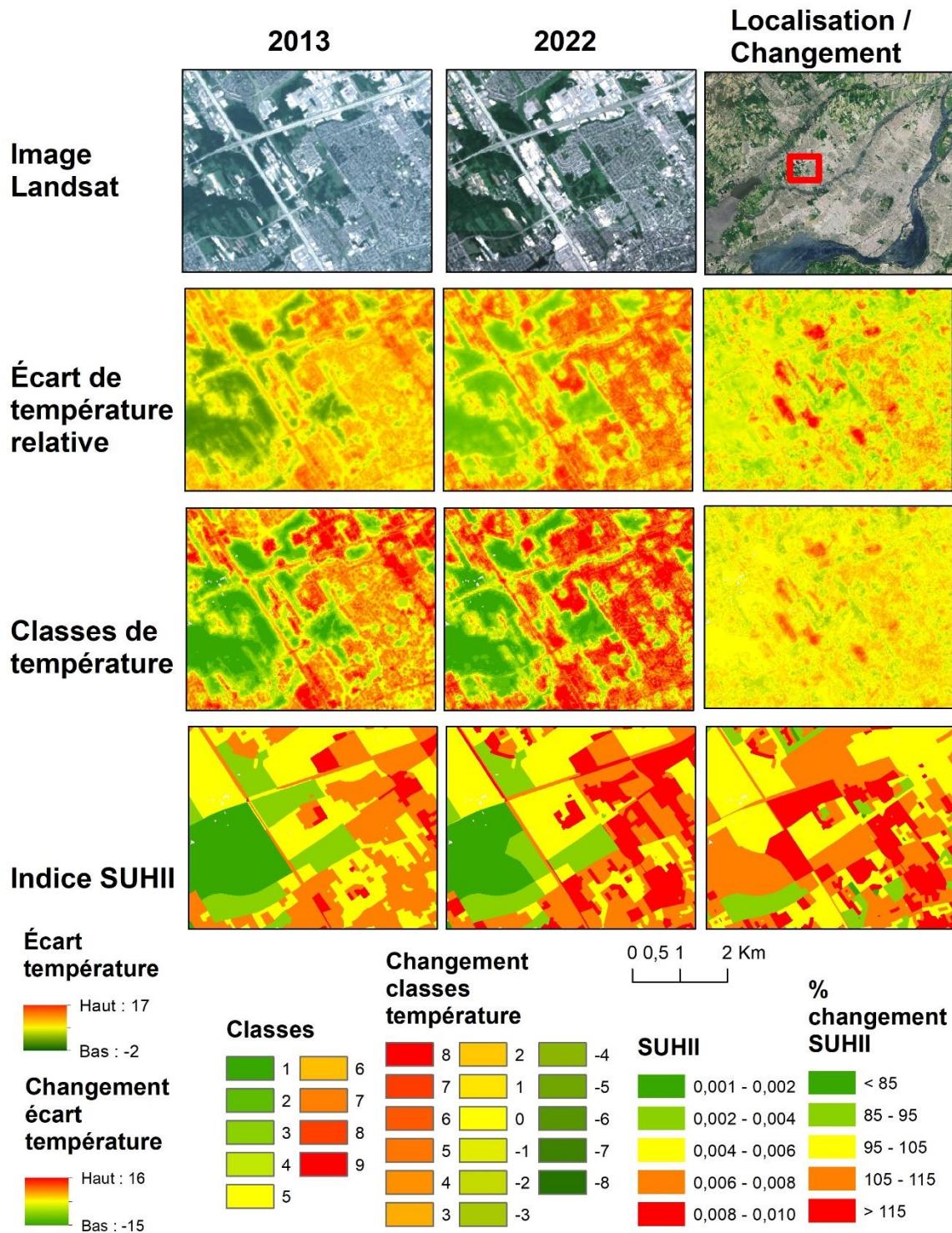


Figure 22 : îlots de chaleurs et changements entre 2013-2022, Laval.

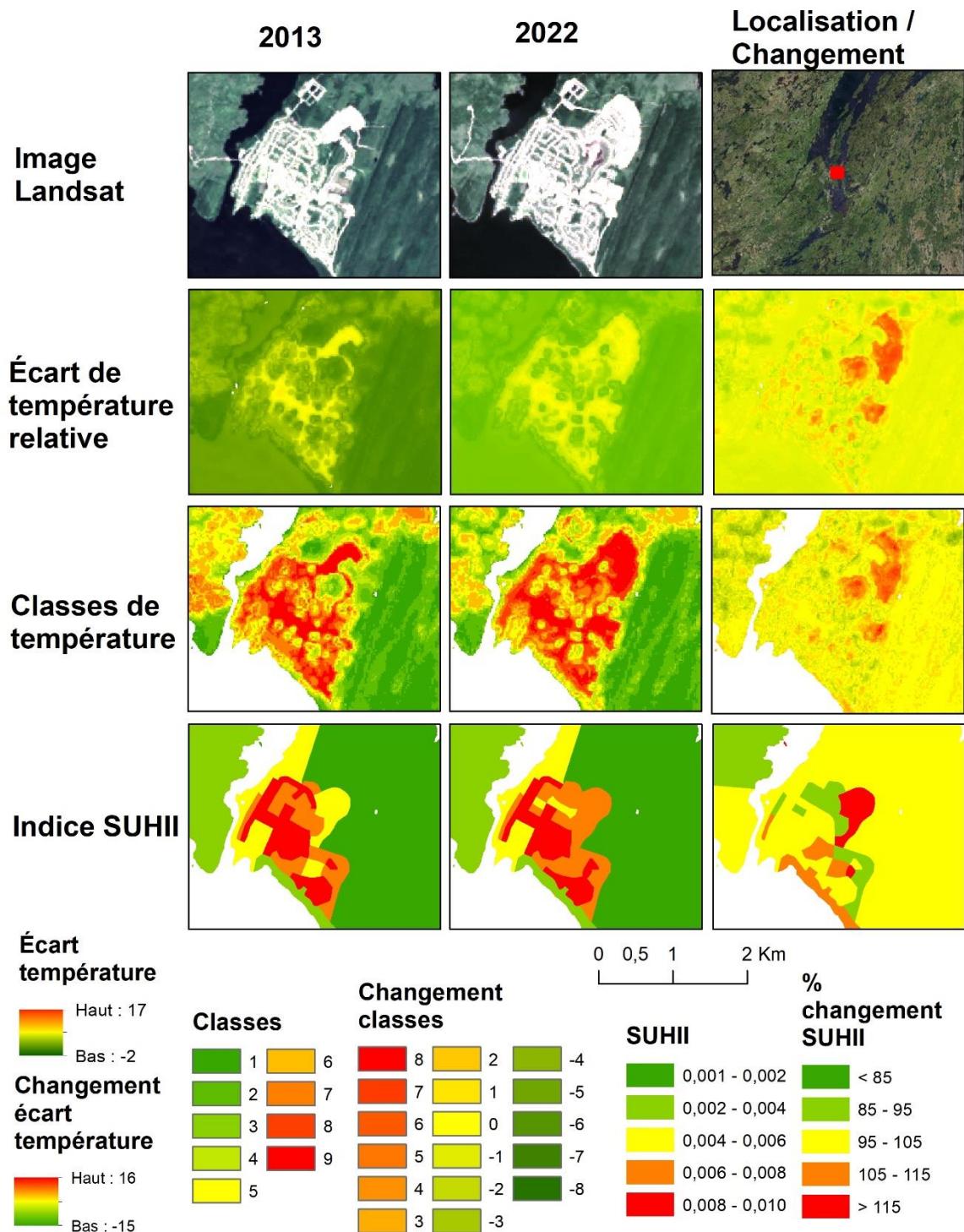


Figure 23 : Îlots de chaleurs et changements entre 2013-2022, Mistassini.

6. Discussion

6.1. Performances générales

Plusieurs constats peuvent être relevés pour donner suite à l'analyse des résultats :

- La méthode de création des mosaïques en utilisant un algorithme d'apprentissage profond pour l'identification des nuages et de leurs ombres, a démontré sa robustesse en réduisant considérablement le traitement manuel employé lors du sous-projet 2 du présent projet;
- L'écart de température relatif prédit est généralement très bon. On observe également que l'écart observé au niveau de l'écart de température relatif est plus grand dans le sud du Québec que dans le nord, ce qui transparaît au niveau de la latitude qui explique en grande partie cet écart. Par exemple, dans la région de Montréal, on peut observer un écart jusqu'à 18 °C alors qu'à Roberval, on observe plutôt un écart de 13 °C;
- Les mosaïques étant composées de plusieurs dates d'acquisition d'images, des contrastes peuvent y être visibles. Néanmoins, la donnée prédictive est moins affectée par cette problématique (Figure 24);
- Le modèle est également robuste, en étant appliquée sur l'ensemble du territoire d'étude en 2013 et en 2022. Ce type de modèle fonctionnant à l'aide de variables physiques pourrait s'appliquer à une résolution spatiale beaucoup plus fine (p. ex. 5, 3 voire 1 m). Il suffit dans ce cas de calculer les variables nécessaires à la résolution voulue. Cela assure également une reproductibilité et une comparaison diachronique pertinente.

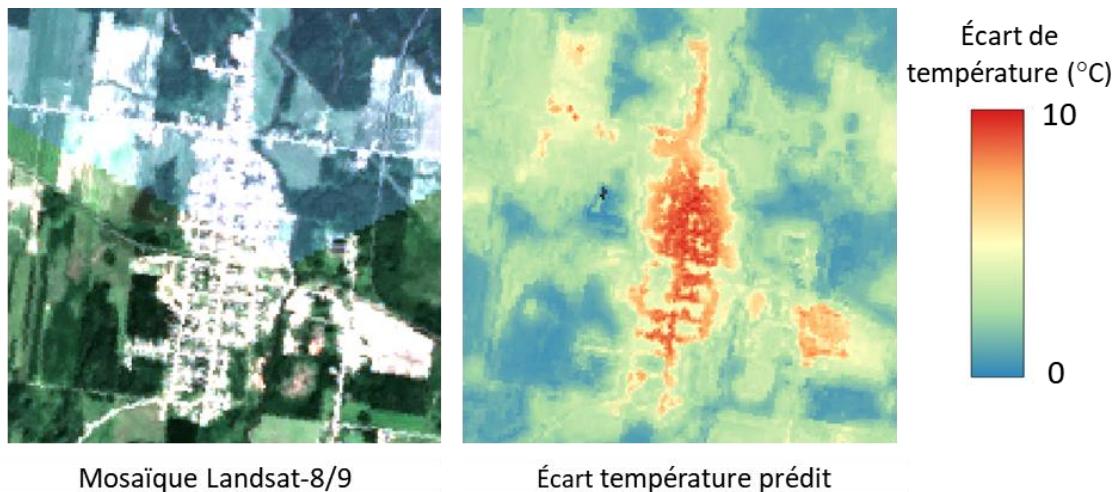


Figure 24 : Exemple de contraste présent sur une mosaïque et écart de température relatif prédit.

- La différence des écarts de température relatifs, majoritairement centrés autour des valeurs ± 1 degré montre une bonne correspondance entre les deux années, ce qui permet de mettre en évidence les zones de changement;

- L'indice SUHII permet de mettre en évidence les zones les plus affectées par les îlots de chaleurs, grâce à sa pondération qui augmente l'importance des pixels avec un écart de température relatif plus élevé. La taille de l'îlot de diffusion pour le calcul de l'indice permet d'avoir un niveau de détail suffisamment important pour une analyse au niveau administratif ou pour prendre en compte les données statistiques compilées à cette échelle.

6.2. Limites

Plusieurs limites de la méthode et des résultats peuvent être notées :

- Il est essentiel de dissocier la température de surface de la température de l'air ambiante pouvant être mesurée par les stations météorologiques. En effet, la température de surface fait plutôt référence à une température estimée au niveau du sol, sur les bâtiments ou la canopée. Celle-ci est surtout influencée par le type de surface (p. ex. les matériaux), mais est souvent supérieure à la température de l'air ambiante, malgré une forte corrélation positive entre les deux types de mesures (Cui et Foy, 2012; Good *et al.*, 2017; Soltani et Sharifi, 2017). Elle ne correspond donc pas à la température ressentie ou au confort des habitants;
- Sable identifié comme une surface imperméable : lors de l'étape du démixage spectral, certaines plages détiennent une forte probabilité d'appartenance à la catégorie des constructions. Le sable représente une surface brillante et se confond donc avec certaines surfaces anthropiques. Cela aura comme effet de prédire une température plus chaude à ces endroits. Néanmoins, ces zones sont souvent exclues dans le masque hydrographique appliqué;
- Forte présence de roc et d'affleurements rocheux dans les secteurs du Nord : présence d'un aspect brillant qui peut se confondre avec des surfaces anthropiques. Le démixage identifiera plutôt cet élément comme un mélange de plusieurs catégories. Généralement, ces secteurs devraient présenter une température prédictive plus élevée que la moyenne (Figure 25);
- Présence de milieux humides : les milieux humides sont des zones transitoires entre les milieux terrestres et aquatiques. Ils n'ont pas été identifiés comme une classe ou catégorie en soi. Ainsi, dans la variable d'occupation du territoire, ils sont considérés comme soit de la végétation basse, arborescente ou du sol. Dans la variable du démixage spectral, ils forment un mélange des catégories Eau, Végétation et Sol nu. Ces milieux peuvent être prédits avec un écart de température relatif élevé dépendamment de leur régime hydrologique (Figure 26);
- Certains champs agricoles sont identifiés dans la classe d'occupation du territoire « Urbain pur ». Comme ces champs sont très brillants, ils sont confondus avec les surfaces anthropiques (Figure 25). L'écart de température relatif prédictif est donc relativement élevé. Le même constat a été identifié dans Boulfroy *et al.* (2013) et dans le sous-projet 2 du présent projet. L'utilisation du périmètre urbain comme délimitation géographique permettrait de limiter ces erreurs;

- Les coupes forestières récentes sont identifiées dans la classe d'occupation du territoire « Urbain pur ». Ces coupes apparaissent très brillantes et peuvent obtenir une température prédictive relativement élevée (Figure 26);
- Le choix de la méthode de classement des valeurs est subjectif, le résultat varie selon la superficie de la zone d'intérêt et du contexte d'application (p. ex. milieux urbains contre milieux ruraux), il est important de bien comprendre le mécanisme de classement pour faciliter l'interprétation des résultats. Ainsi, les classes produites dans ce projet devraient être interprétées en prenant en compte les valeurs des écarts de températures relatifs utilisées pour faire le classement. Il est ainsi suggéré d'utiliser soit la dernière (9) ou les deux dernières classes (8-9) pour représenter les îlots de chaleur selon le territoire ciblé;
- Les intervalles de classes d'ICFU du sous-projet 2 du présent projet n'ont pu être réutilisés pour classer les valeurs d'écarts de température relatifs prédits du sous-projet 3 actuel. Les prédictions étant notamment affectées par la sensibilité de certaines variables (p. ex., indice d'imperméabilité), des écarts de quelques degrés peuvent être observés entre 2013 et 2022 par exemple, pour une zone en particulier. Il était alors nécessaire de réappliquer la méthode de classement *k-means* par centre de population tel qu'effectué dans le sous-projet 2 afin d'éviter une sous- ou sur-estimation des ICFUs.
- L'indice SUHII est calculé à partir des classes d'îlots de chaleur, donc il est affecté par le choix des limites des classes pour chaque centre de population et pour chaque année. Le ratio de variation de cet indice d'une année à l'autre doit être considéré avec précaution dû à la différence des limites des classes;
- Le ratio de variation de SUHII ne représente pas un changement linéaire, comparable entre différents îlots de diffusion. Dans le cas de très petites valeurs de l'indice (très faible nombre de classes en îlots de chaleur), une petite augmentation en termes de nombre de décimales (p. ex. 0,00001 à 0,000 1) peut générer des valeurs très grandes du pourcentage de variation entre 2022 et 2013. C'est le cas notamment dans les petits îlots de diffusion ou ceux en milieu agricole ou forestier qui subissent un changement d'usage, mais devraient demeurer des îlots de fraîcheur, malgré une grande valeur du ratio de variation de SUHII.

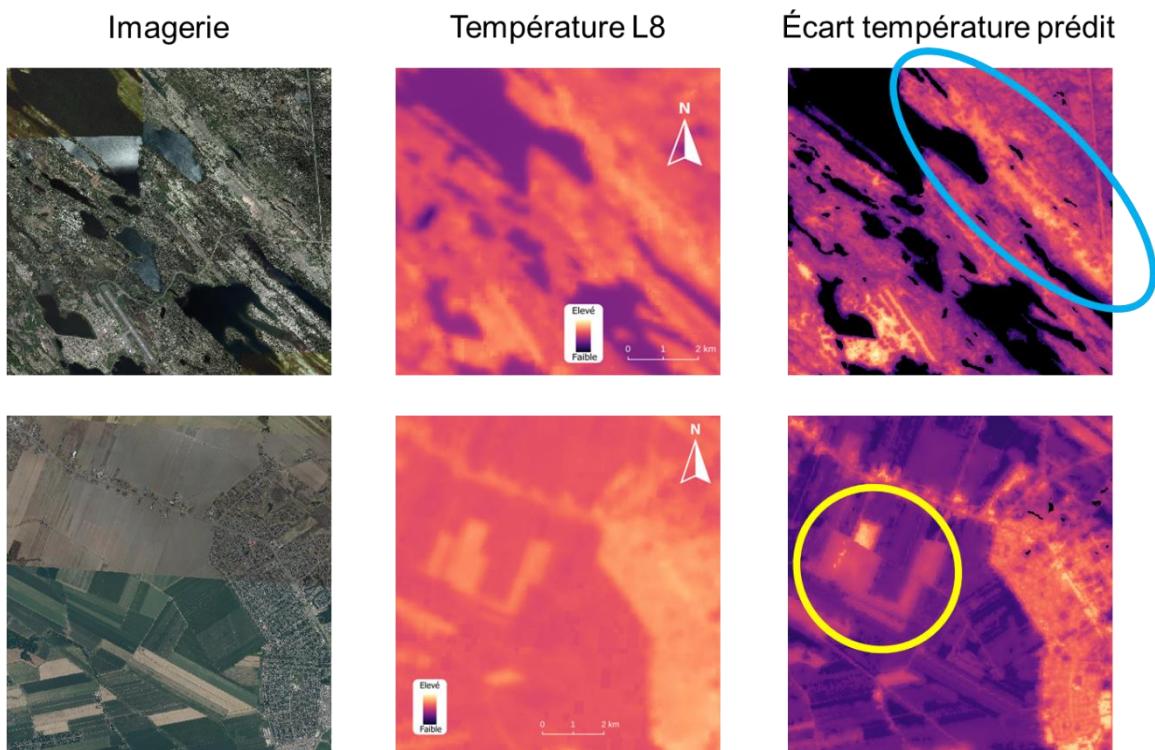


Figure 25 : Limites de prédiction de la température normalisée pour les champs agricoles (cercle jaune) et le roc (ellipse bleue), qui représenteront des îlots de chaleur.

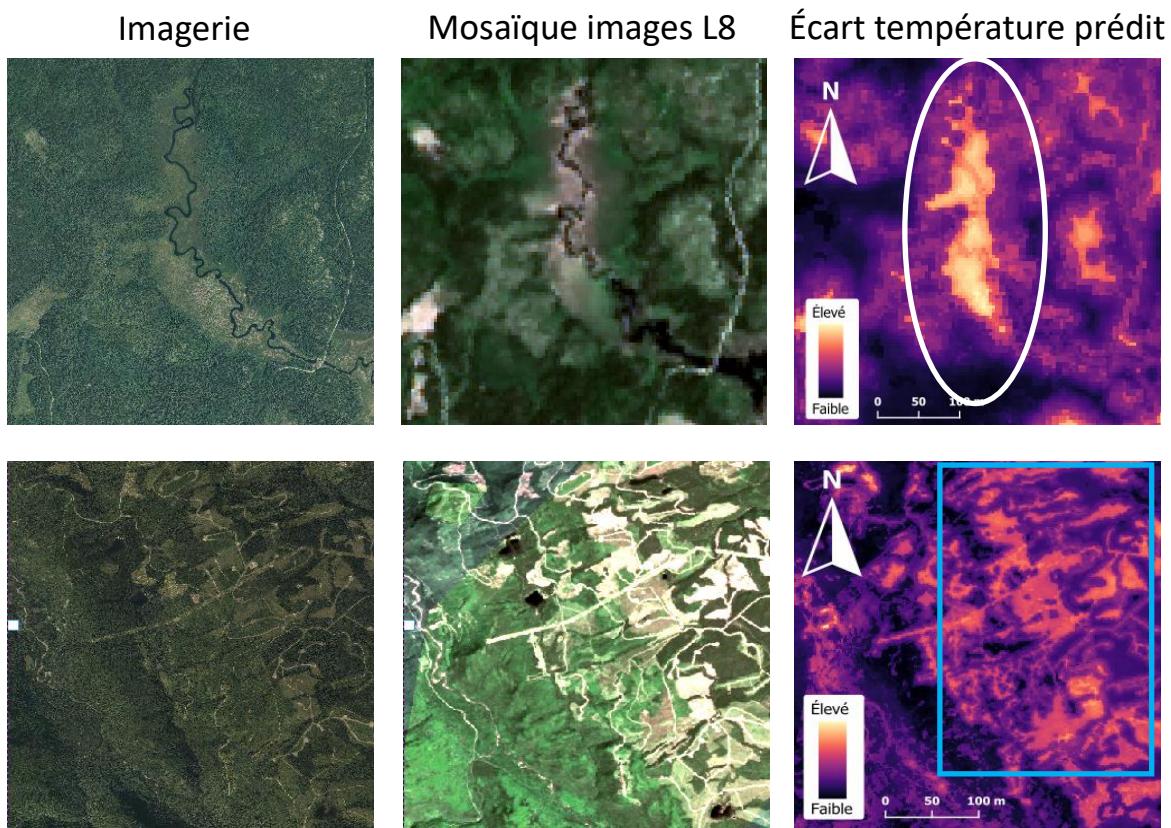


Figure 26 : Limites de prédiction de la température normalisée pour les milieux humides (ellipse blanche) et les coupes forestières (rectangle bleu).

6.3. Pistes d'amélioration

Une première piste d'amélioration proposée réside dans la création des variables. Par exemple, l'occupation du territoire et l'indice d'imperméabilité pourraient également être générés avec une meilleure précision en utilisant des algorithmes plus performants, tels que ceux disponibles en apprentissage profond (Bui *et al.*, 2021; Vali *et al.*, 2020). En effet, des augmentations d'au moins 6 % peuvent être observées entre *Random Forest* (algorithme utilisé dans ce projet) et un réseau de neurones par convolution (Kussul *et al.*, 2017). Cependant, il faut noter que ces techniques plus performantes nécessitent beaucoup de données de référence, il serait alors nécessaire d'adapter des banques de données existantes avec les besoins du projet ou de bonifier au besoin celles déjà créées pour des projets similaires par le passé. Également, d'autres variables pourront être ajoutées à la modélisation, telles qu'un indice d'ombrage en fonction de l'ensoleillement et des structures verticales urbaines (Lindsay, 2014).

Une deuxième piste d'amélioration concerne la difficulté d'effectuer des analyses de changement lors de l'application d'un modèle entraîné sur des données différentes (2013). Ainsi, il est proposé,

afin de limiter la variabilité des variables calculées telles que celles issues du démixage spectral, de normaliser les images entre différentes dates (p. ex. 2022 et 2013). Également, utiliser moins de variables pouvant être affectées par les valeurs radiométriques variables des images est une pratique à favoriser.

Une troisième piste d'amélioration serait de réaliser l'analyse de classement des valeurs à l'échelle d'autres limites administratives d'intérêt telles que le périmètre urbain. Ceci permettrait d'obtenir un contraste plus adapté au niveau de la discrimination des ICFU pour ces territoires d'intérêt. La diffusion de la donnée d'écart de température relatif permet déjà aux différentes organisations de faire leur propre classement à l'échelle d'intérêt de leur choix. Toutefois, cela reste une opération qui peut être complexe et exigeante en calcul informatique.

7. Conclusion

Le but du projet était de produire une cartographie des ICFU dans l'écoumène (centres de population de 2021 ayant un minimum de 1 000 habitants et une densité d'au moins 400 habitants par km²) du Québec de 2021 pour un horizon 2022 afin de comparer la cartographie actuelle datant de 2013 pour que l'INSPQ ait en main un outil de suivi. L'objectif principal du projet a été atteint, soit d'appliquer un modèle robuste (R^2 : 0,81; erreur moyenne en absolue de 1,99 °C) prédictif d'écart de température relatifs permettant le classement (9 classes) de ses valeurs en différences de température et d'effectuer une analyse de changement. Cette donnée permet d'identifier les zones potentielles les plus chaudes et les plus fraîches. Les classes d'écart de température relatifs obtenues peuvent donc être considérées comme des indicateurs robustes qui permettent d'identifier et de localiser les ICFU. Les 9 classes d'ICFU devraient être interprétées en prenant en compte la donnée d'écart de température relatifs utilisée pour faire le classement.

Il est ainsi suggéré d'utiliser soit la dernière (9) ou les deux dernières classes (8-9) pour représenter les îlots de chaleur selon le territoire ciblé. La cartographie des ICFU couvre tout le Québec urbain, soit 14 072 km² et les îlots de chaleur (classes 8-9) représentent 1 121 km², soit une augmentation de près de 7 % par rapport au sous-projet 2 du présent projet (2013; 1 046 km²). 96,3 % de la zone d'étude démontre une différence d'écart de température relatifs de ± 3 degrés. L'indice SUHII permet d'identifier les îlots de diffusion ayant eu une augmentation en îlots de chaleur entre 2022 et 2013, soit 6,9 %. Des pistes d'amélioration ont été identifiées pouvant être appliquées à plusieurs stades du processus de développement, notamment par l'ajout d'algorithmes d'apprentissage profond afin de rendre plus simple et uniforme la création de variables. Ces données pourront servir à aider la prise de décision pour lutter contre les îlots de chaleur dans un contexte d'urbanisation.

8. Références

- Asokan, A. et Anitha, J. (2019) Change detection techniques for remote sensing applications: a survey. *Earth Science Informatics*, vol. 12, n°2, p. 143-160.
- Barrette, N., Vandersmissen, M.-H. et Roy, F. (2018) Atlas web de la vulnérabilité de la population québécoise aux aléas climatiques (p. 290). Département de géographie, Université Laval.
- Boulfroy, E., Khaldoune, J., Grenon, F., Fournier, R. et Talbot, B. (2012) Conservation des îlots de fraîcheur urbains - Description de la méthode suivie pour identifier et localiser les îlots de fraîcheur et de chaleur (p. 38). CERFO et Université de Sherbrooke.
- Boulfroy, E., Khaldoune, J., Grenon, F., Fournier, R. et Talbot, B. (2013) Conservation des îlots de fraîcheur urbains - Description de la méthode suivie pour identifier et localiser les îlots de fraîcheur et de chaleur (méthode en 9 niveaux) (p. 40). Centre d'enseignement et de recherche en foresterie de Sainte-Foy inc. (CERFO) et Université de Sherbrooke.
- Breiman, L. (2001) Random forests. *Machine Learning*, vol. 45, n°1, p. 5-32.
- Bui, Q.-T., Chou, T.-Y., Hoang, T.-V., Fang, Y.-M., Mu, C.-Y., Huang, P.-H., Pham, V.-D., Nguyen, Q.-H., Anh, D. T. N., Pham, V.-M. et Meadows, M. E. (2021) Gradient Boosting Machine and Object-Based CNN for Land Cover Classification. *Remote Sensing*, vol. 13, n°14, p. 2709.
- Cui, Y. Y. et Foy, B. de (2012) Seasonal Variations of the Urban Heat Island at the Surface and the Near-Surface and Reductions due to Urban Vegetation in Mexico City. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, vol. 51, n°5, p. 855-868.
- Dousset, B., Gourmelon, F., Laaidi, K., Zeghnoun, A., Giraudet, E., Bretin, P., Mauri, E. et Vandentorren, S. (2011) Satellite monitoring of summer heat waves in the Paris metropolitan area. *International Journal of Climatology*, vol. 31, n°2, p. 313-323.
- Firozjaei, M. K. (2018) Monitoring and forecasting heat island intensity through multi-temporal image analysis and cellular automata-Markov chain modelling: A case of Babol city, Iran. (M. K. Firozjaei, M. Kiavarz, S. K. Alavipanah, T. Lakes, et S. Qureshi, Trad.) *Ecological indicators*, vol. v. 91, p. 155-170.
- Giguère, M. et Institut national de santé publique du Québec. Direction des risques biologiques environnementaux et occupationnels (2009) Mesures de lutte aux îlots de chaleur urbains revue de littérature (p. 1 ressource en ligne). Québec : Institut national de santé publique du Québec. Direction des risques biologiques environnementaux et occupationnels.
- Goldblatt, R., Addas, A., Crull, D., Maghrabi, A., Levin, G. G. et Rubinyi, S. (2021) Remotely Sensed Derived Land Surface Temperature (LST) as a Proxy for Air Temperature and Thermal Comfort at a Small Geographical Scale. *Land*, vol. 10, n°4, p. 410.
- Good, E. J., Ghent, D. J., Bulgin, C. E. et Remedios, J. J. (2017) A spatiotemporal analysis of the relationship between near-surface air temperature and satellite land surface temperatures using 17 years of data from the ATSR series. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, vol. 122, n°17, p. 9185-9 210.
- Guo, G., Wu, Z., Xiao, R., Chen, Y., Liu, X. et Zhang, X. (2015) Impacts of urban biophysical composition on land surface temperature in urban heat island clusters. *Landscape and Urban Planning*, vol. 135, p. 1-10.
- IPCC (2022) Climate Change 2022: Impacts, Adaptation, and Vulnerability (Contribution of Working Group II to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [H.-O. Pörtner, D.C. Roberts, M. Tignor, E.S. Poloczanska, K. Mintenbeck, A. Alegría, M. Craig, S. Langsdorf, S. Löschke, V. Möller, A. Okem, B. Rama (eds.)]) (p. 3676). GIEC, Cambridge University Press.

- Kaplan, G., Avdan, U. et Avdan, Z. Y. (2018) Urban Heat Island Analysis Using the Landsat 8 Satellite Data: A Case Study in Skopje, Macedonia. Proceedings, vol. 2, n°7, p. 358.
- Kussul, N., Lavreniuk, M., Skakun, S. et Shelestov, A. (2017) Deep Learning Classification of Land Cover and Crop Types Using Remote Sensing Data. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 14, n°5, p. 778-782.
- Lechowicz, M. J. (1984) Why do temperate deciduous trees leaf out at different times? Adaptation and ecology of forest communities. American Naturalist, vol. 124, n°6, p. 821-842.
- Lessard, G. et Boulfray, E. (2008) Les rôles de l'arbre en ville (p. 21). Québec : Centre d'enseignement et de recherche en foresterie de Sainte-Foy inc. (CERFO).
- Lindsay, J. (2014) The Whitebox Geospatial Analysis Tools project and open-access GIS. The University of Glasgow.
- Marchal, J., Bour, B., Budei, B. C., Nininahazwe, F., Armellin, C. et Varin, M. (2022) Cartographie des îlots de chaleur et de fraîcheur dans le Québec urbain à l'aide d'imagerie satellitaire Landsat-8 (2013-2014) (No. Rapport 2022-29) (p. 55). Centre d'enseignement et de recherche de Sainte-Foy inc. (CERFO).
- MELCC (2020) 2020 : septième année la plus chaude en 106 ans au sud de la province et neuvième plus chaude à l'échelle du Québec. Ministère de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques (MELCC).
- Montolio, P., Gasull, A., Monte, E., Torres, L. et Marqués, F. (1992) Analysis and optimization of the k-means algorithm for remote sensing applications. Pattern Recognition and Image Analysis, Series in Machine Perception and Artificial Intelligence (Vol. Volume 1, p. 155-170). WORLD SCIENTIFIC.
- Morffitt, R., Barsi, J. A., Levy, R., Markham, B. L., Micijevic, E., Ong, L., Scaramuzza, P. et Vanderwerff, K. (2015) Landsat-8 Operational Land Imager (OLI) radiometric performance on-orbit. Remote Sensing.
- Nadizadeh Shorabeh, S., Hamzeh, S., Zanganeh Shahraki, S., Firozjaei, M. K. et Jokar Arsanjani, J. (2020) Modelling the intensity of surface urban heat island and predicting the emerging patterns: Landsat multi-temporal images and Tehran as case study. International Journal of Remote Sensing, vol. 41, n°19, p. 7400-7 426.
- PCI Geomatics (2018) Using PCI Software. Richmond Hill, Ontario.
- R Core Team (2021) R A Language and Environment for Statistical Computing. Vienna, Austria : R Foundation for Statistical Computing.
- Ravel, S. (2017) Démixage d'images hyperspectrales en présence d'objets de petite taille. Thèse de doctorat, Physique et Science de la Matière, Institut Fresnel, l'ÉCOLE CENTRALE de MARSEILLE, Marseille, France, 110 p.
- Shiab, N. et Bouchard, I. (2022) Voici qui vit dans les pires îlots de chaleur de votre ville.
- Small, C. (2001) Estimation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis. International Journal of Remote Sensing, vol. 22, n°7, p. 1305-1 334.
- Smargiassi, A., Goldberg, M. S., Plante, C., Fournier, M., Baudouin, Y. et Kosatsky, T. (2009) Variation of daily warm season mortality as a function of micro-urban heat islands. Journal of epidemiology and community health, vol. 63, p. 659-64.
- Soltani, A. et Sharifi, E. (2017) Daily variation of urban heat island effect and its correlations to urban greenery: A case study of Adelaide. Frontiers of Architectural Research, vol. 6, n°4, p. 529-538.
- USGS (2020) Landsat 8-9 Operational Land Imager (OLI) - Thermal Infrared Sensor (TIRS) Collection 2 Level 1 (L1) Data Format Control Book (DFCB) (No. LSDS-1822 Version 6.0) (p. 64).

- Vali, A., Comai, S. et Matteucci, M. (2020) Deep Learning for Land Use and Land Cover Classification Based on Hyperspectral and Multispectral Earth Observation Data: A Review. *Remote Sensing*, vol. 12, n°15, p. 2495.
- Van Der Meer, F. (1995) Spectral unmixing of Landsat Thematic Mapper data. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 16, n°16, p. 3189-3 194.
- Varin, M., Grenon, F. et Boulfroy, E. (2016) Cartographie des îlots de chaleur et de fraîcheur de la Communauté métropolitaine de Québec.
- Weng, Q., Firozjaei, M. K., Sedighi, A., Kiavarz, M. et Alavipanah, S. K. (2019) Statistical analysis of surface urban heat island intensity variations: A case study of Babol city, Iran. *GIScience & Remote Sensing*, vol. 56, n°4, p. 576-604.