



Exploration de l'inférence temporelle et spatiale d'un modèle de segmentation sémantique multi-temporelle et multi-modale pour cartographier l'occupation des sols

Romain Wenger¹, Anne Puissant¹, Jonathan Weber², Lhassane Idoumghar², Germain Forestier²,

1. CNRS-LIVE UMR7362

2. IRIMAS-UHA UR7499

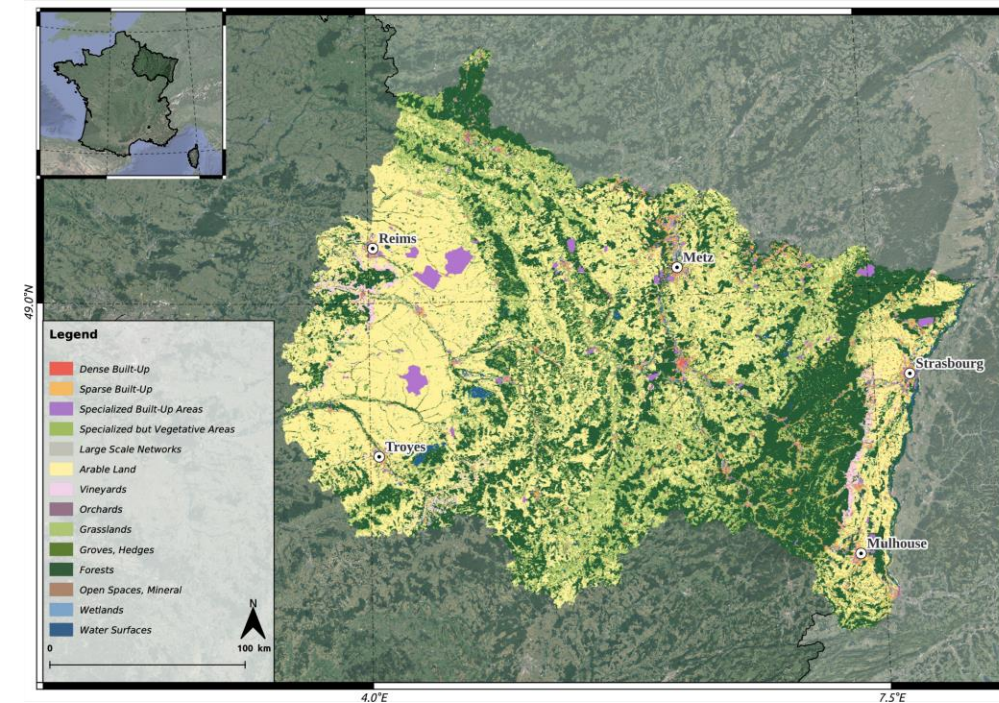




Cartographie de l'occupation des sols à partir de données satellitaires

- Augmentation du nombre de mission d'observation de la terre
- Multiplication des capteurs : Radar, Optiques, Hyperspectraux ...
- Coût de production élevé des données de référence
- Diversification des méthodes d'intelligence artificielle : *Machine vers deep learning*

Peu de produits nationaux – Milieux urbains souvent mal classifiés (1 à 4 classes) - Méthodes difficilement répliquables chaque année



Comment mettre à jour les données d'occupation des sols à moindre coût avec des méthodes d'intelligence artificielle ?



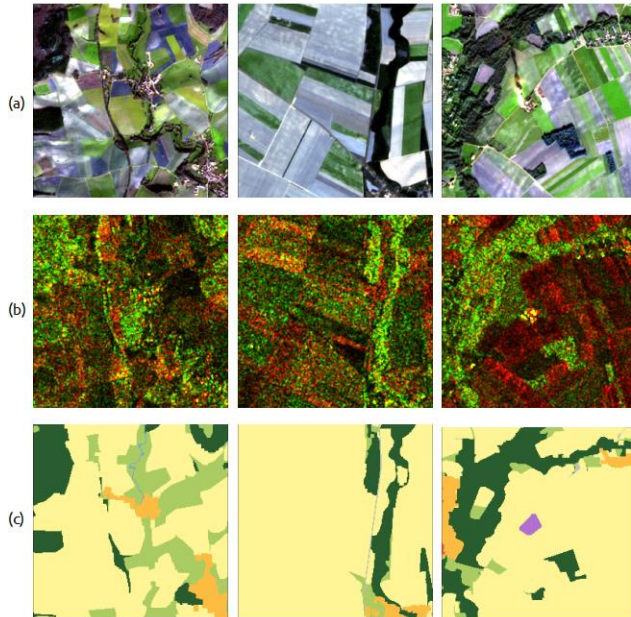
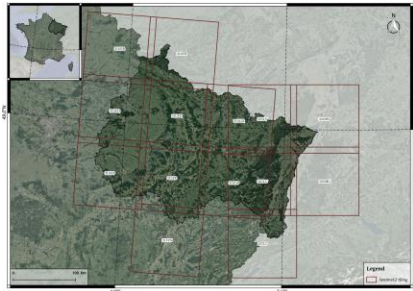
Une diversité d'approches

- Adaptation de domaine (*domain adaptation*) : domaines source et cible différents mais tâches source et cible identique -> si typologie différente ou décalage temporel [1]
- Apprentissage par transfert (*transfer learning*) : entraîner un modèle sur une source et ajuster les poids en ré-entraînant -> double entraînement -> coûteux en puissance de calcul
- Inférence simple : calibrer un modèle sur une source et « prédire » (ou classier) sur une cible -> **faible coût ; un seul entraînement, adapté aux villes occidentales**
 - Inférence spatiale : entraîner sur un espace géographique (ex. région) et classier un autre espace géographique
 - Inférence temporelle : entraîner sur un espace géographique pour une date (ou année) et classier le même espace pour une ou plusieurs autres années



Jeu de données de segmentation sémantique - MultiSenGE

- Construction et mise à disposition de **MultiSenGE** [2]
 - 8157 patches (256X256) multi-temporels et multi-modaux (année 2021)
 - (a) Sentinel-2 (optique, L2A, Theia)/ (b) Imagerie Sentinel-1 (radar, VV+VH, *S1tiling*) / (c) occupation des sols (10 classes)



- Couvre toute la région Grand-Est
- 10 mètres de résolution spatiale
- Toutes les images optiques dont nuages < 10%
- Toutes les images S1 disponibles
- <https://multisenge.github.io/>



Jeu de données de segmentation sémantique - MultiSenGE

- BD Occupation des sols (référence) = BD existante régionale → typologie en 14 classes adaptée à la résolution spatiale (10m)
- Regroupement en 10 classes :
 - Fusion de certaines classes 'naturelles' : (7&8), (10, 11, 12) et (13,14)
 - Surfaces < 0,3% et distribution hétérogène sur la région



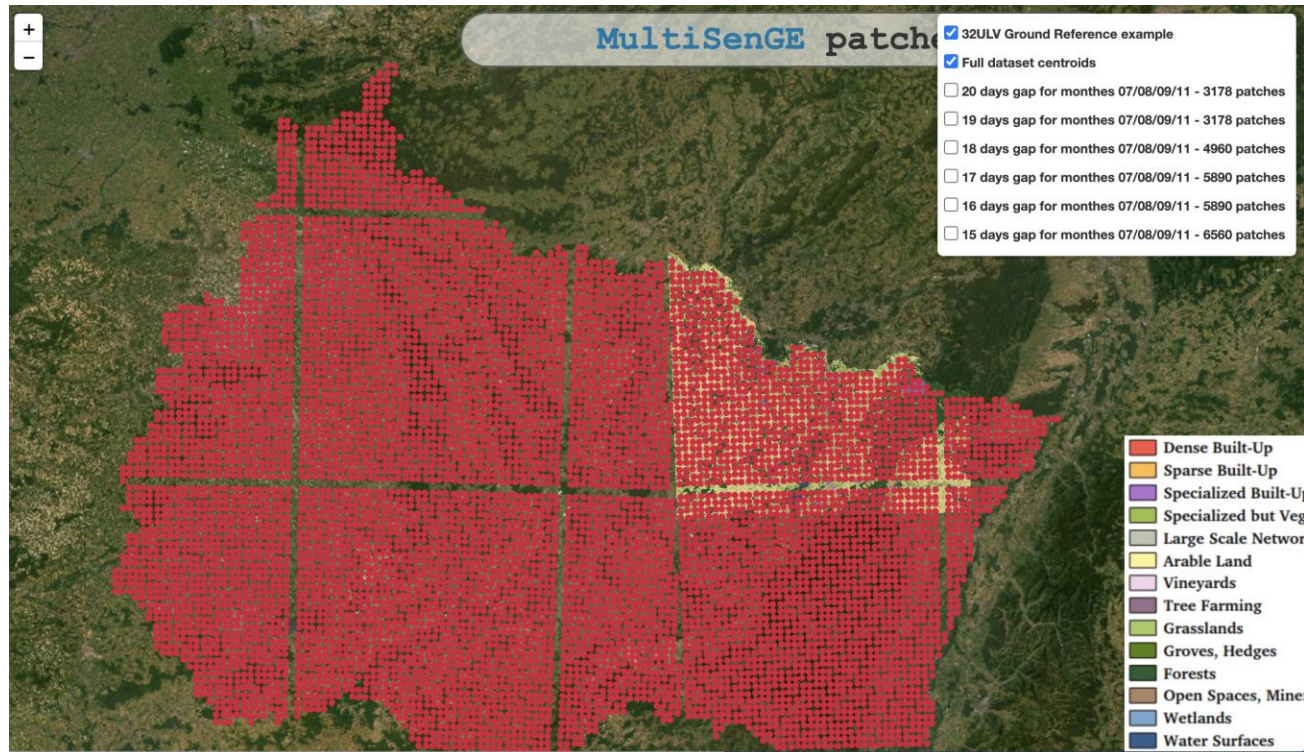
MultiSenGE semantic classes	10 classes
Dense Built-Up (1)	Dense Built-Up (1)
Sparse Built-Up (2)	Sparse Built-Up (2)
Specialized Built-Up Areas (3)	Specialized Built-Up Areas (3)
Specialized Vegetative Areas (4)	Specialized Vegetative Areas (4)
Large Scale Networks (5)	Large Scale Networks (5)
Arable Lands (6)	Arable Lands (6)
Vineyards (7)	Vineyards and Orchards (7)
Orchards (8)	
Grasslands (9)	Grasslands (8)
Groves, Hedges (10)	Forests and semi-natural areas (9)
Forests (11)	
Open Spaces, Mineral (12)	Water Surfaces (10)
Wetlands (13)	
Water Surfaces (14)	

MultiSenGE Semantic Classes	MultiSenGE Distribution
Dense Built-Up (1)	0.37%
Sparse Built-Up (2)	3.64%
Specialized Built-Up Areas (3)	2.17%
Specialized but Vegetative Areas (4)	0.44%
Large Scale Networks (5)	0.91%
Arable Lands (6)	38.73%
Vineyards (7)	0.98%
Orchards (8)	0.15%
Grasslands (9)	18.87%
Groves, Hedges (10)	0.01%
Forests (11)	32.52%
Open Spaces, Mineral (12)	0.01%
Wetlands (13)	0.31%
Water Surfaces (14)	0.89%



Jeu de données de segmentation sémantique - MultiSenGE

- Construction et mise à disposition de **MultiSenGE**
 - Une interface interactive de sélection des patches

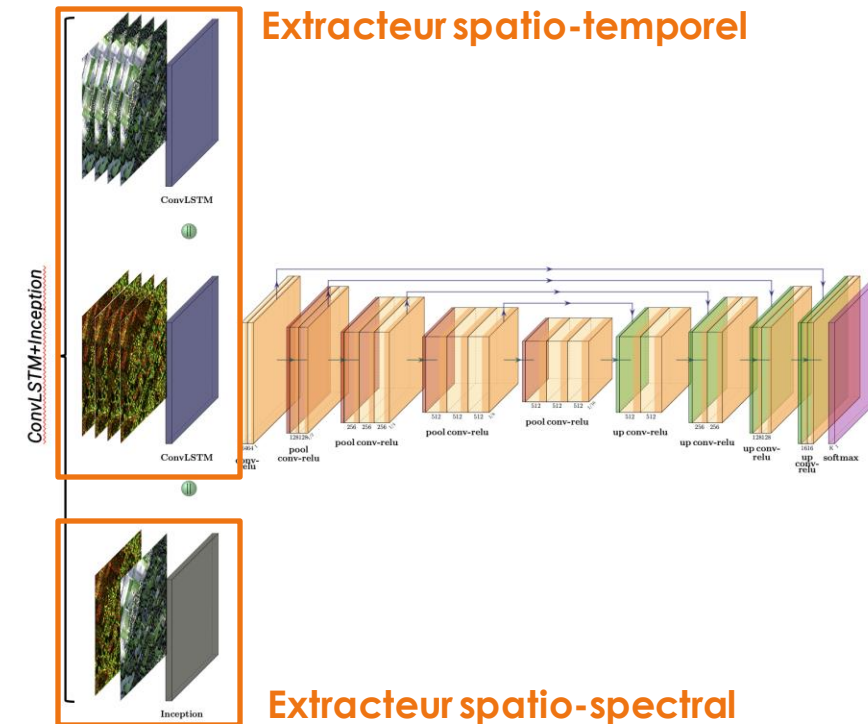


<https://multisenge.github.io/>



Approche multi-temporelle et multi-modale : Méthode

- Double extracteur de caractéristiques : **ConvLSTM+Inception-S1S2** [3]
- Extracteur spatio-temporel (*ConvLSTM*) : imagerie multi-temporelle Sentinel-1 et Sentinel-2
- Extracteur spatio-spectral (*Naive Inception*) : imagerie mono-temporelle Sentinel-1 (VV et VH) et Sentinel-2 (10 bandes spectrales)
- Sélection des dates :
 - Une date par patch (Sentinel-2) pour les mois de juillet, août, septembre et novembre avec **17** jours entre deux mois consécutifs -> **3369** patches avant augmentation de données
 - Première date par patch (Sentinel-1) pour les mêmes mois





Inférence spatiale : Définition

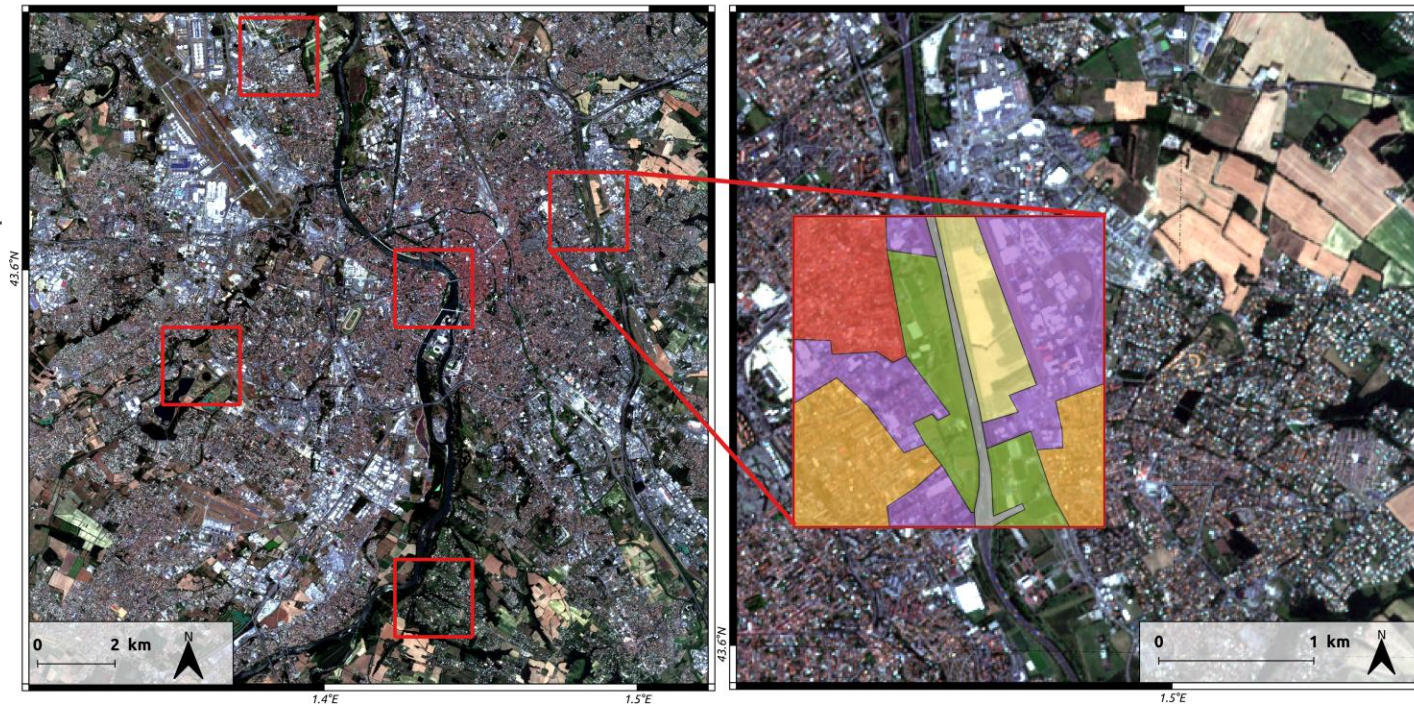
- Classification du modèle entraîné sur le Grand-Est sur cinq villes en France :
 - Dijon, Rennes, Toulouse, Orléans, Lille
- Et deux villes en Europe et une en Algérie :
 - Brême (Allemagne), Séville (Espagne) et Oran (Algérie)
 - Evaluer la limite de l'inférence spatiale sur des villes au nord et au sud de la région d'entraînement





Inférence spatiale : Evaluation

- Digitalisation de chaque ville de France
 - Cinq zones de 4km²
 - Du centre vers la périphérie
 - Urban Atlas utilisé comme support
- Calcul de métriques pour évaluation statistiques
 - F1-Score, Précision, Rappel



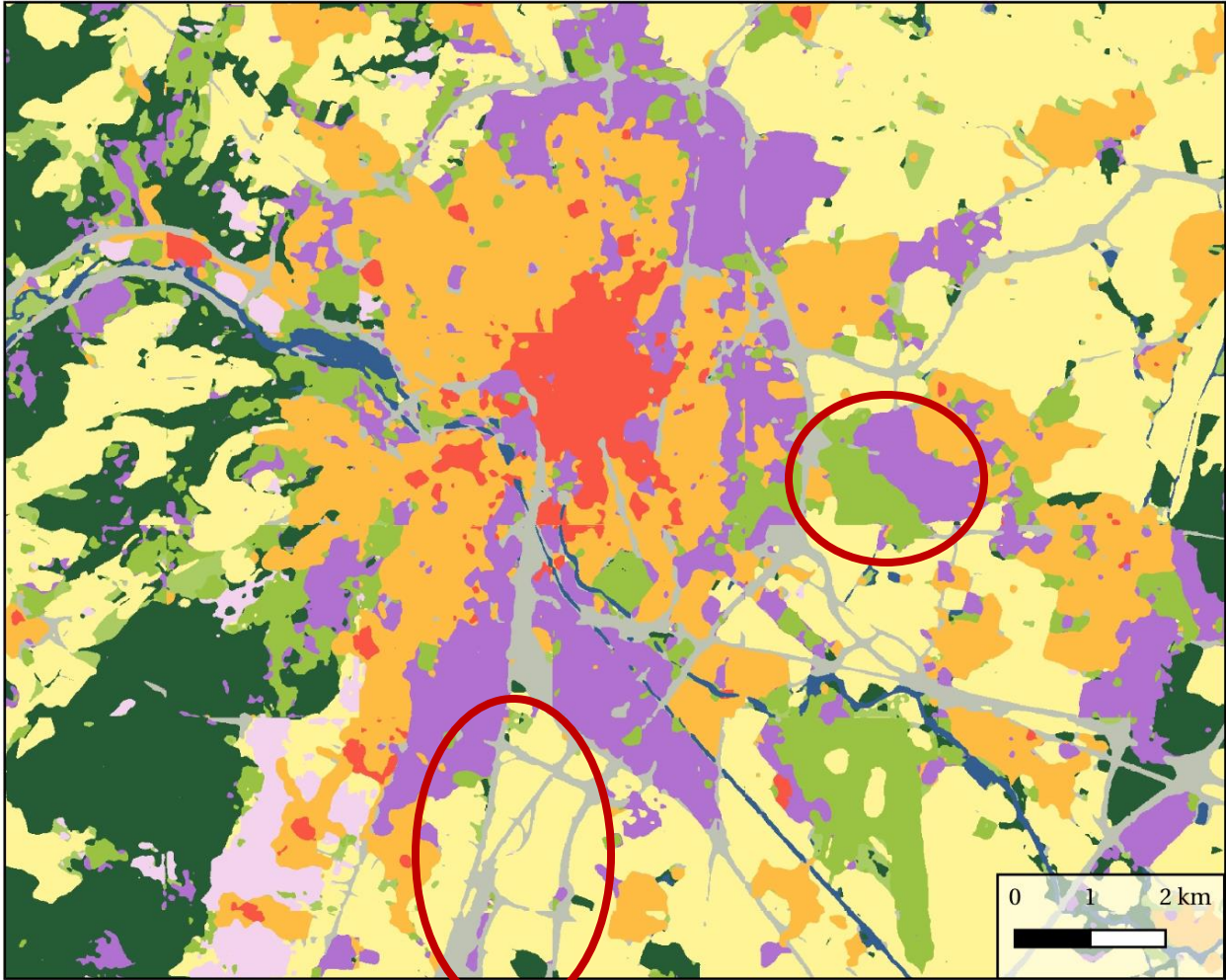
Exemple sur Toulouse



Inférence temporelle

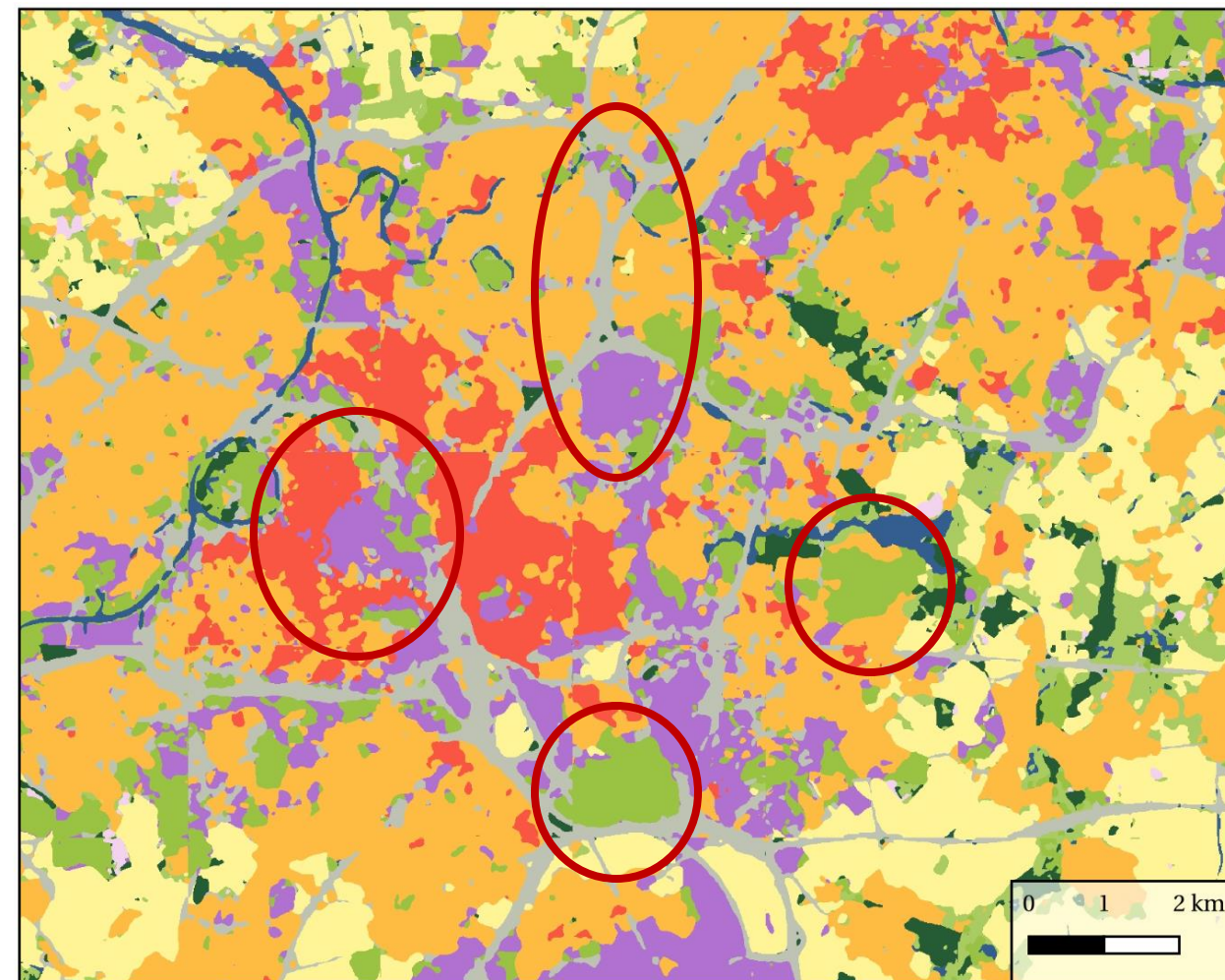
- Classification du modèle entraîné sur le Grand-Est sur deux années différentes
 - 2018 et 2022
 - Détection de changements brusques : espaces naturelles vers espaces urbains
- Calcul d'une carte de changements
 - « Tous les pixels naturels en 2018 évoluant vers urbain en 2022 »

Inférence spatiale : Résultats - Dijon



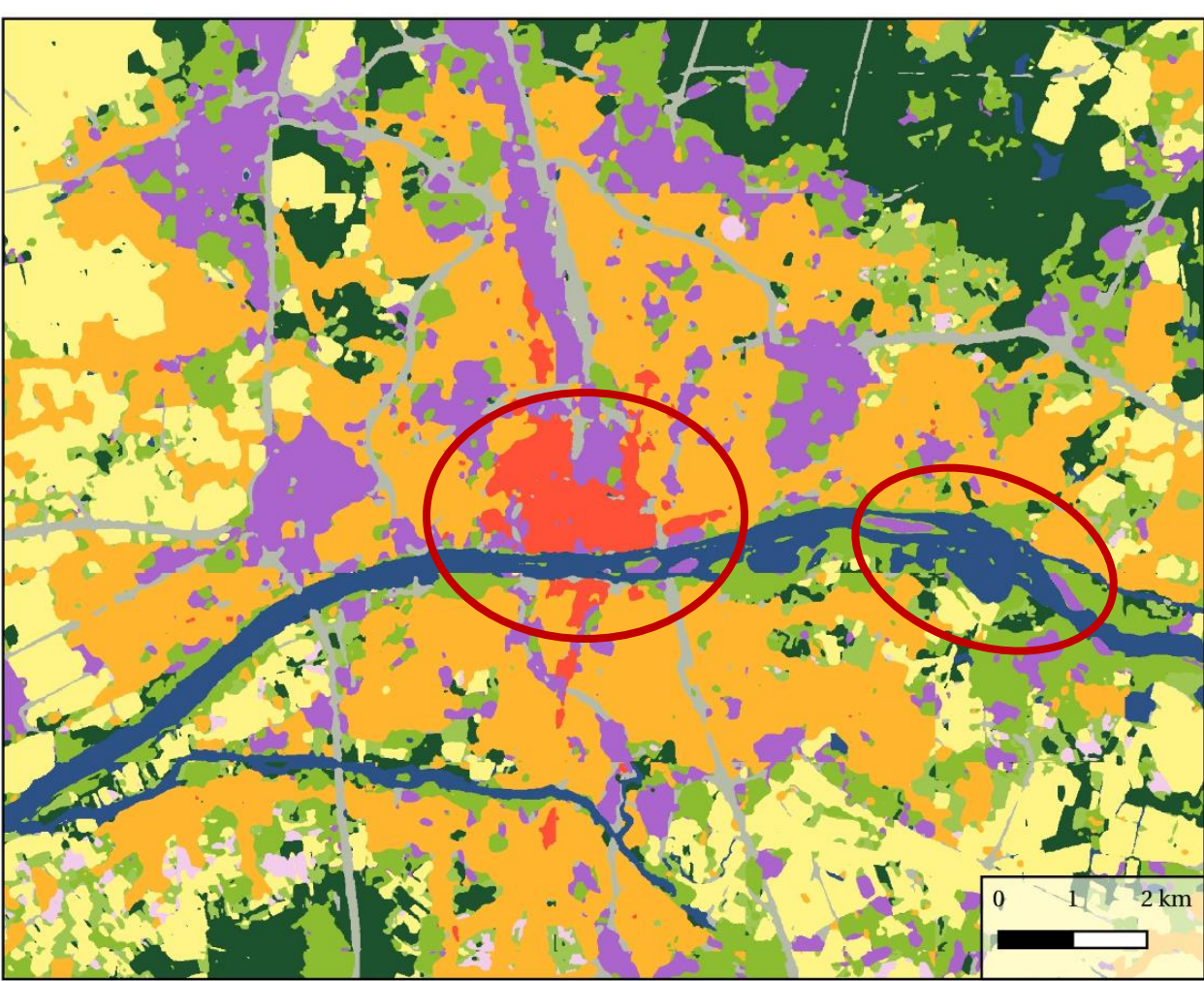
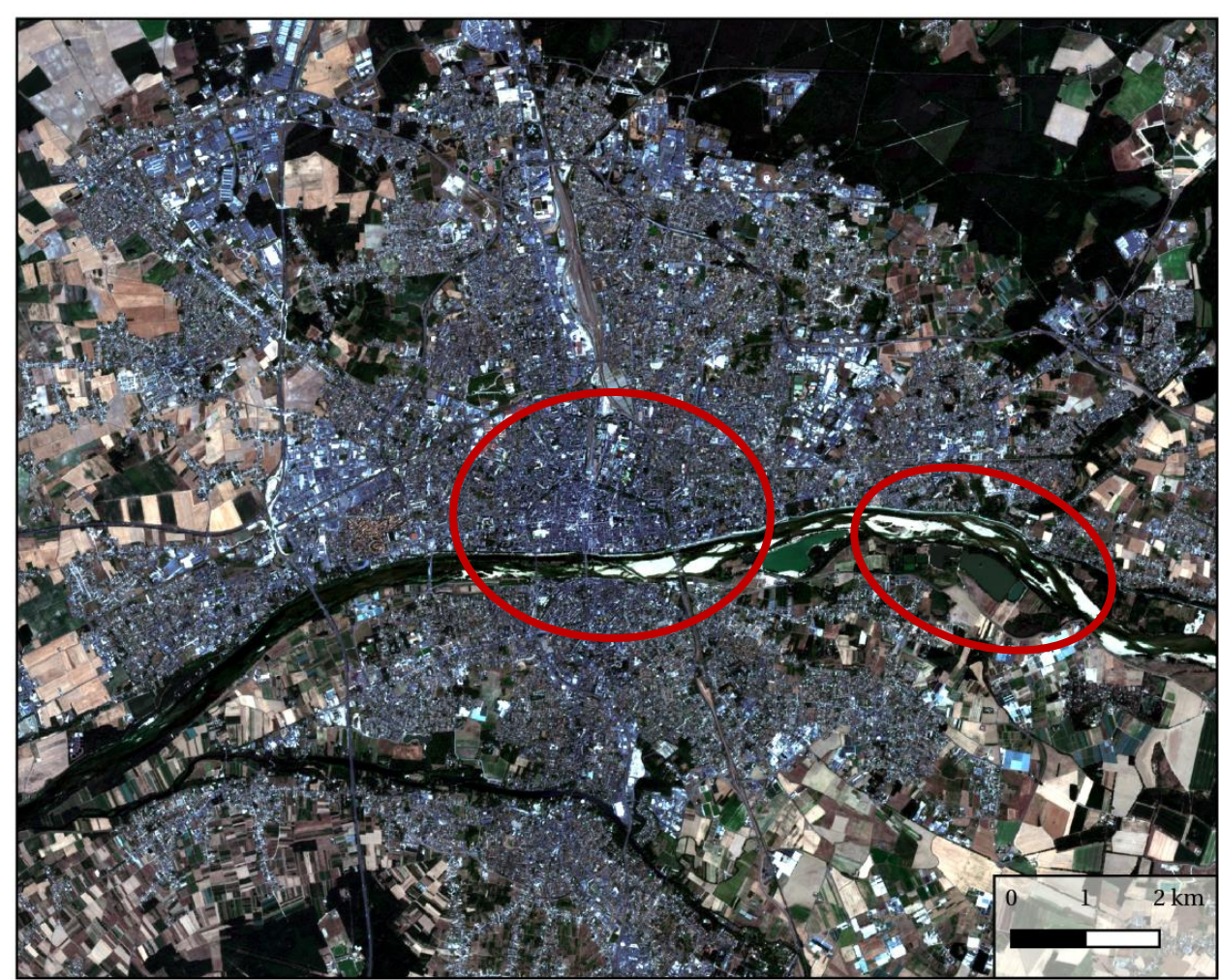
F1-Score : 0.8087

Inférence spatiale : Résultats - Lille



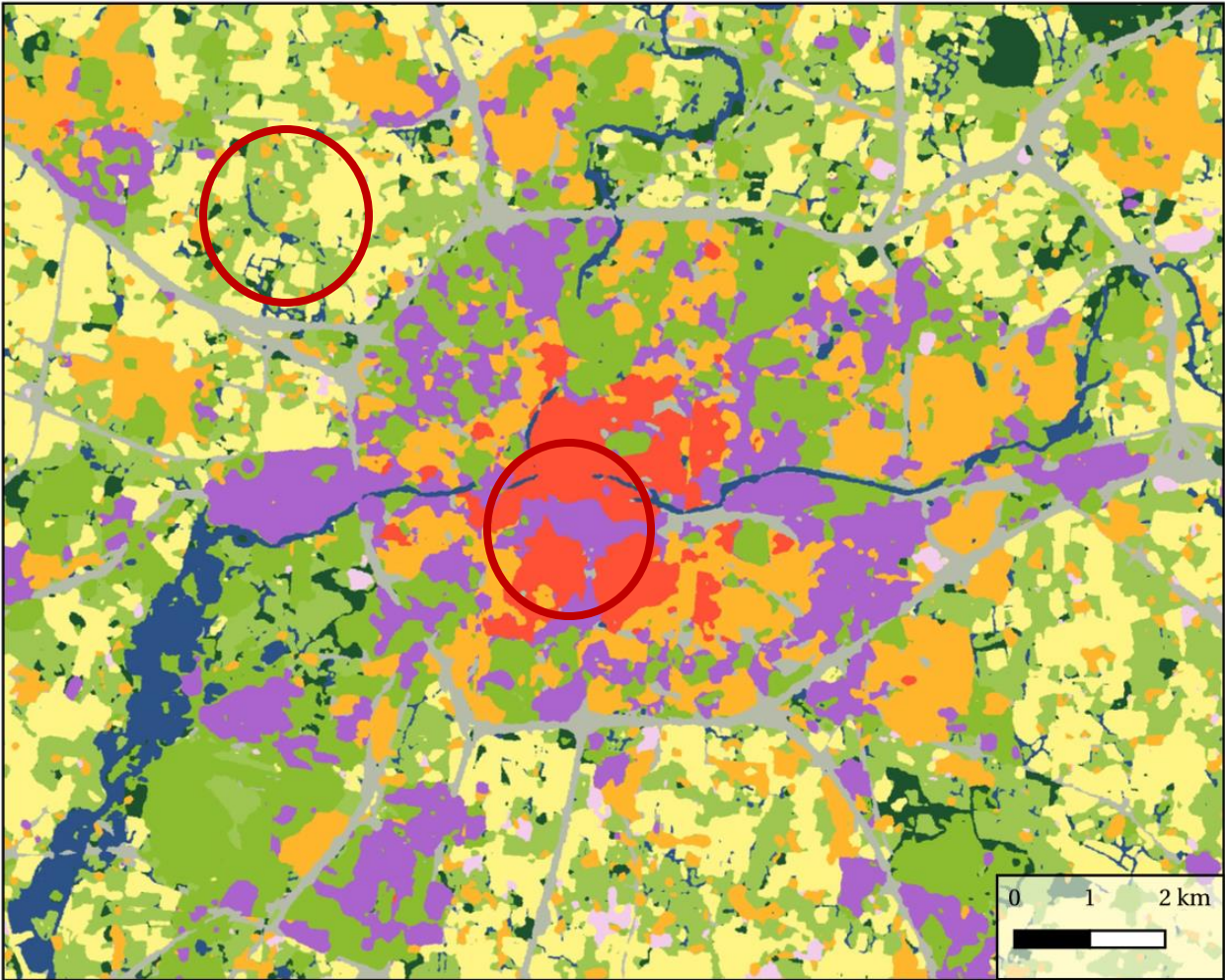
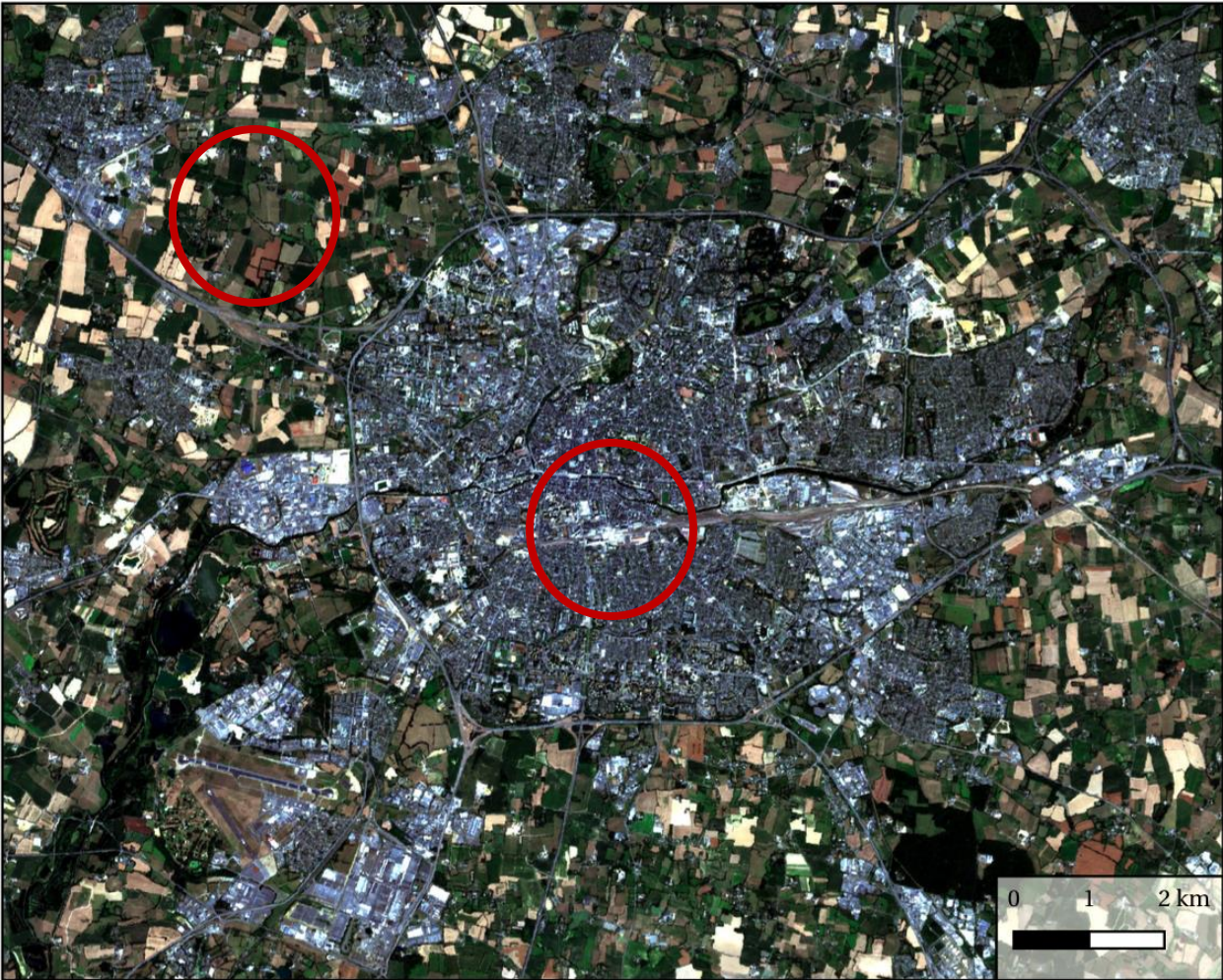
F1-Score : 0.6866

Inférence spatiale : Résultats - Orléans



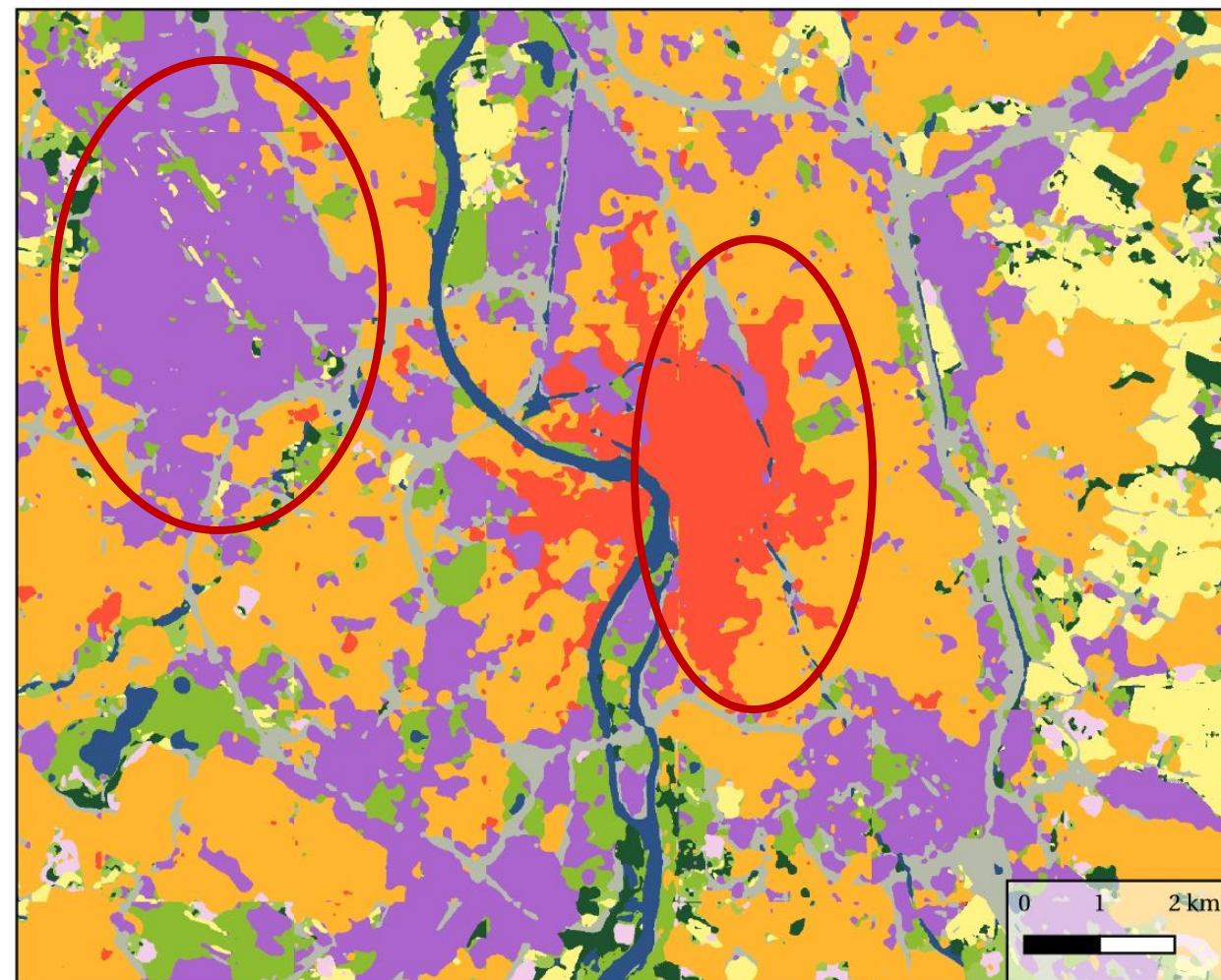
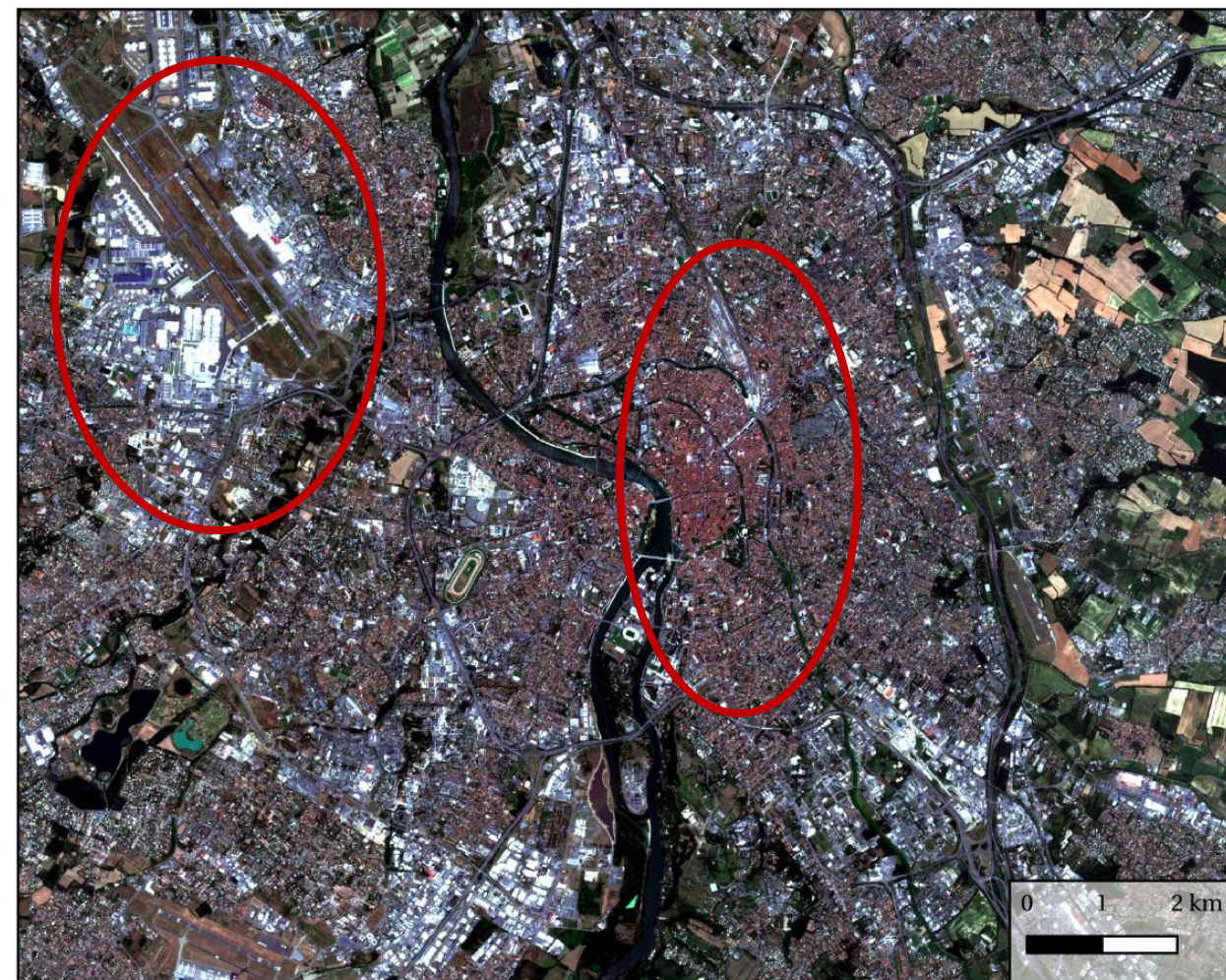
F1-Score : 0.7742

Inférence spatiale : Résultats - Rennes



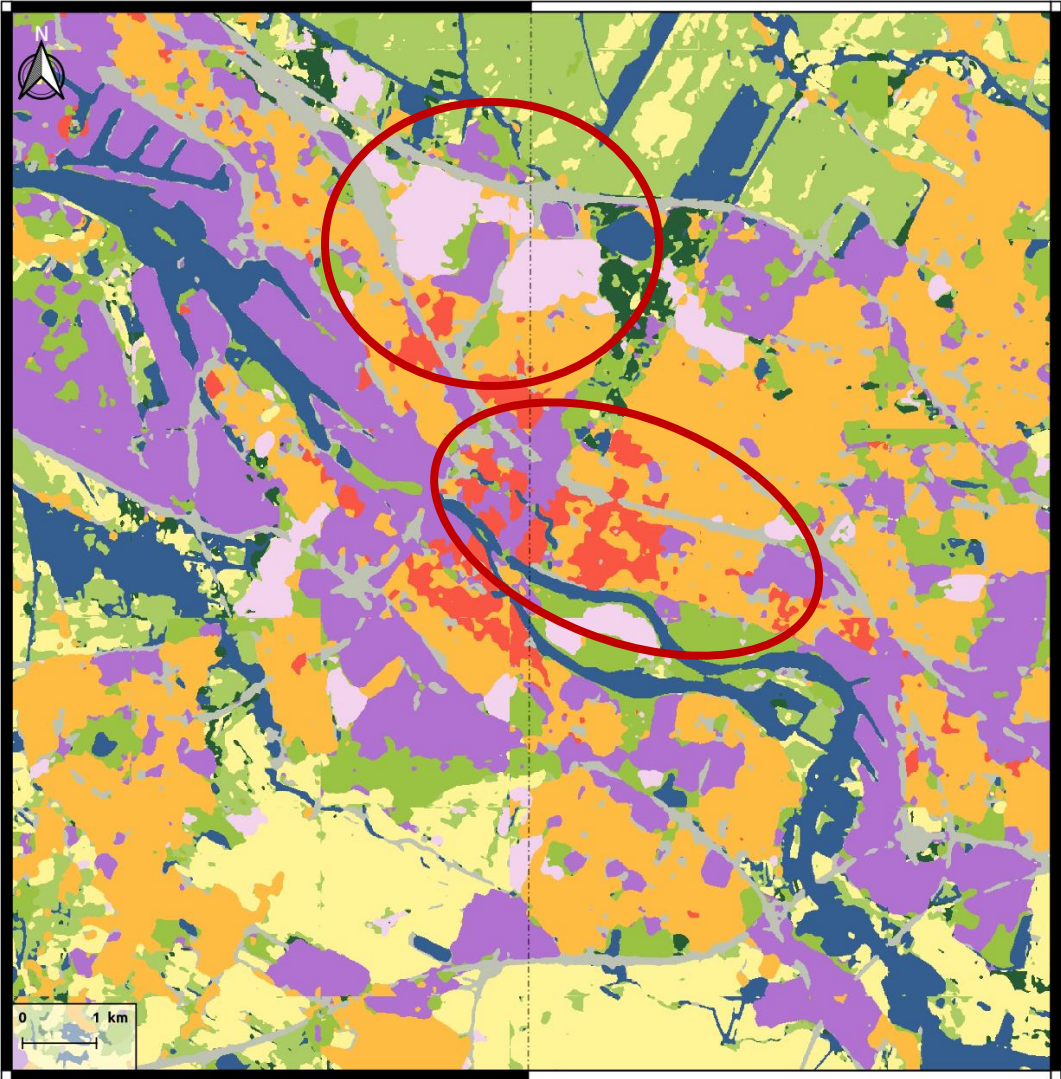
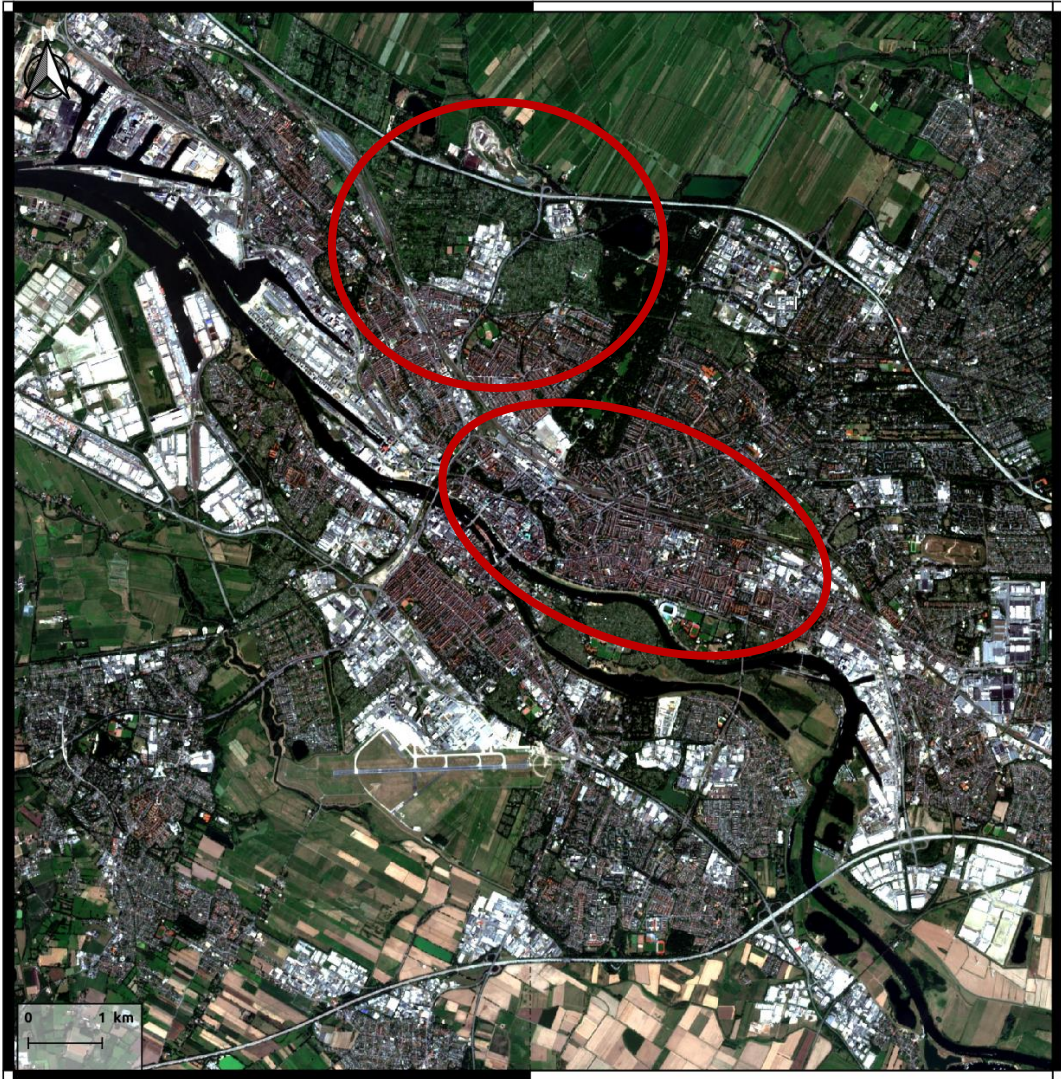
F1-Score : 0.7187

Inférence spatiale : Résultats - Toulouse

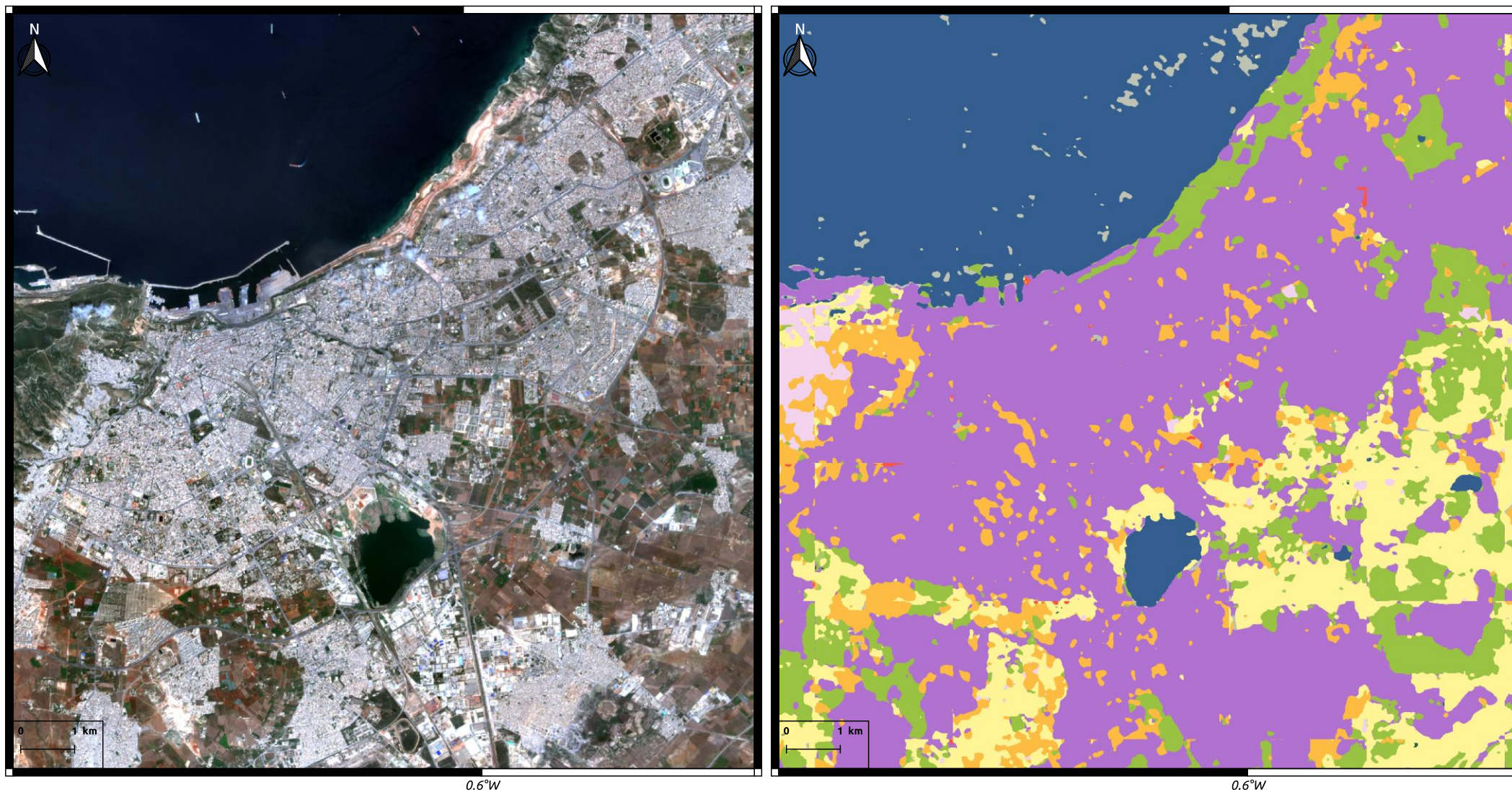


F1-Score : 0.7029

Inférence spatiale : Résultats - Brême



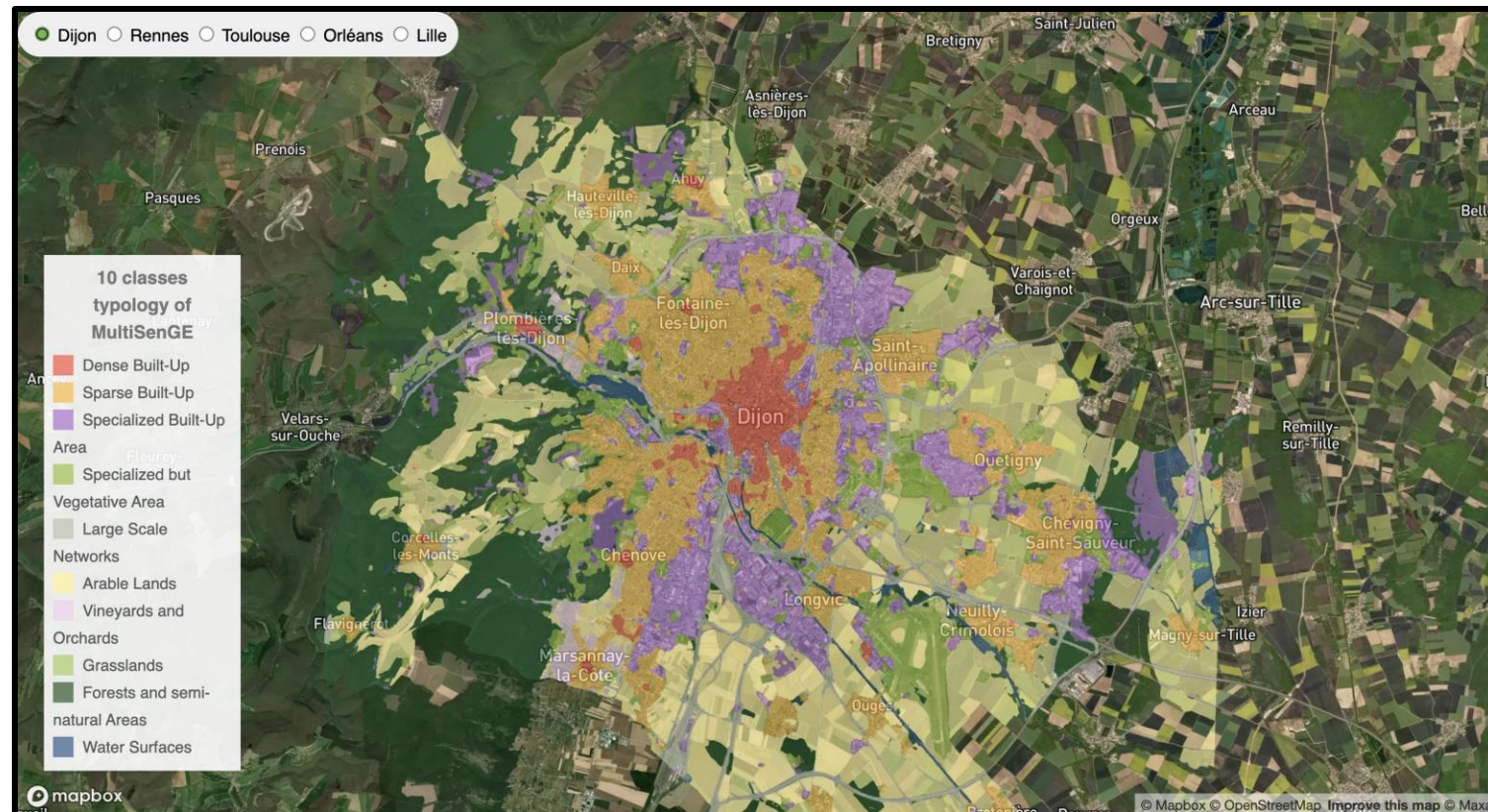
Inférence spatiale : Résultats - Oran





Inférence spatiale : Résultats

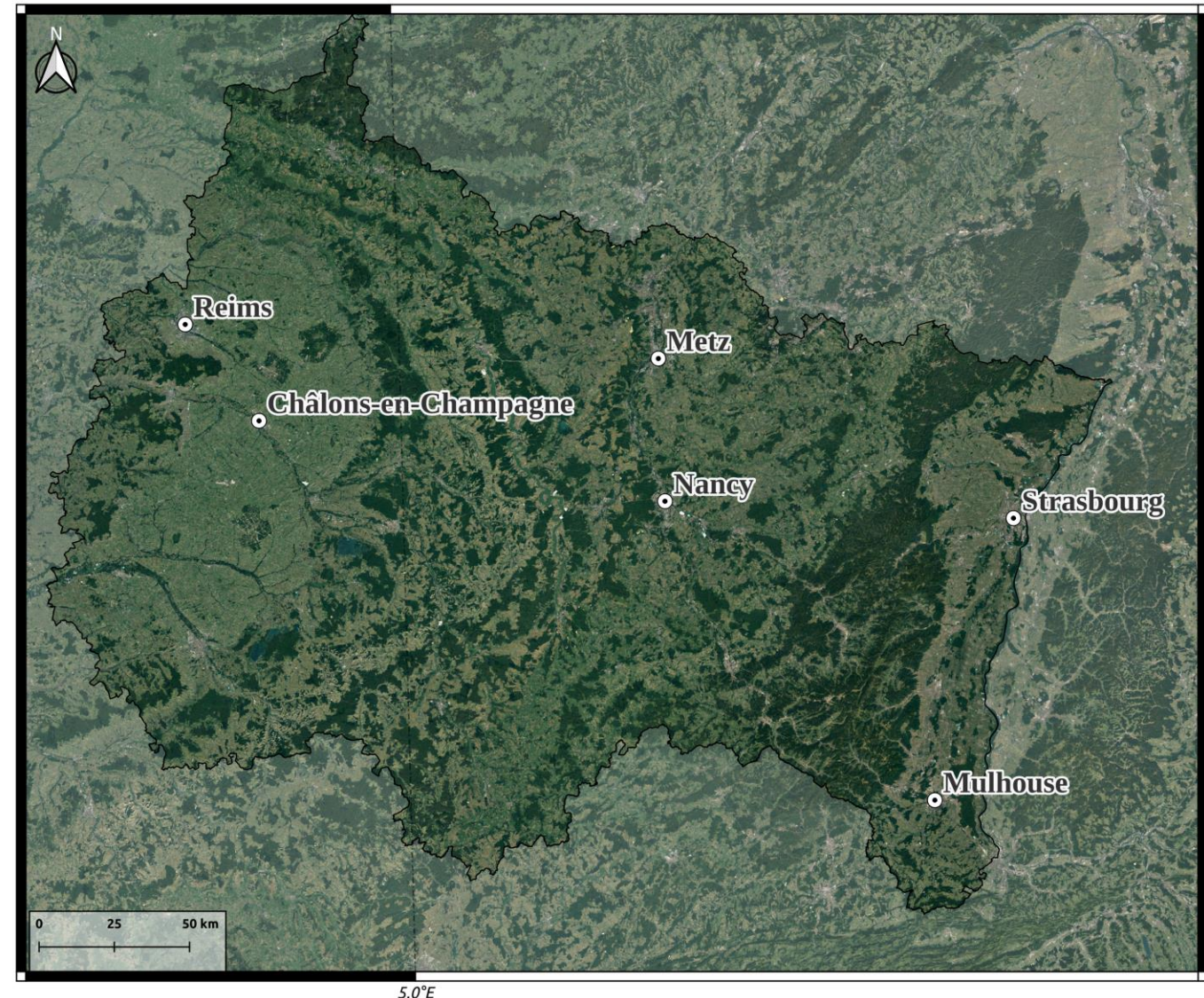
- Webmap pour visualisation des résultats en France et en Europe (à venir)
- <https://romainwenger.fr/multisenge/Cities.html>



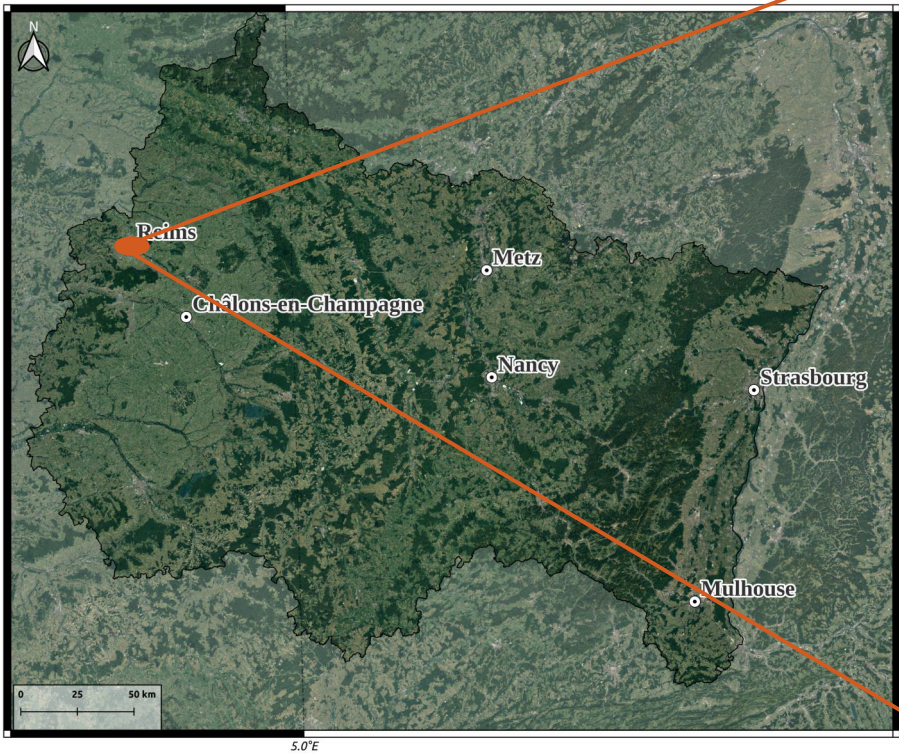


Inférence temporelle : Résultats

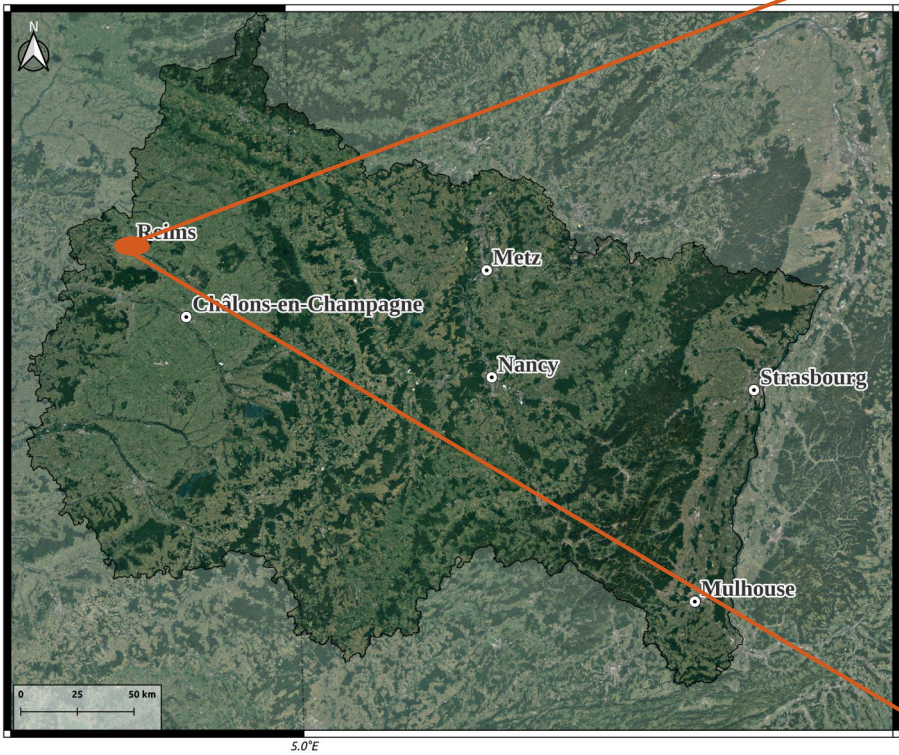
- Inférence sur la région Grand-Est
 - 2018 et 2022
- Six villes tests pour détection de changement
 - Reims, Metz, Nancy, Strasbourg, Mulhouse, Châlons-en-Champagne



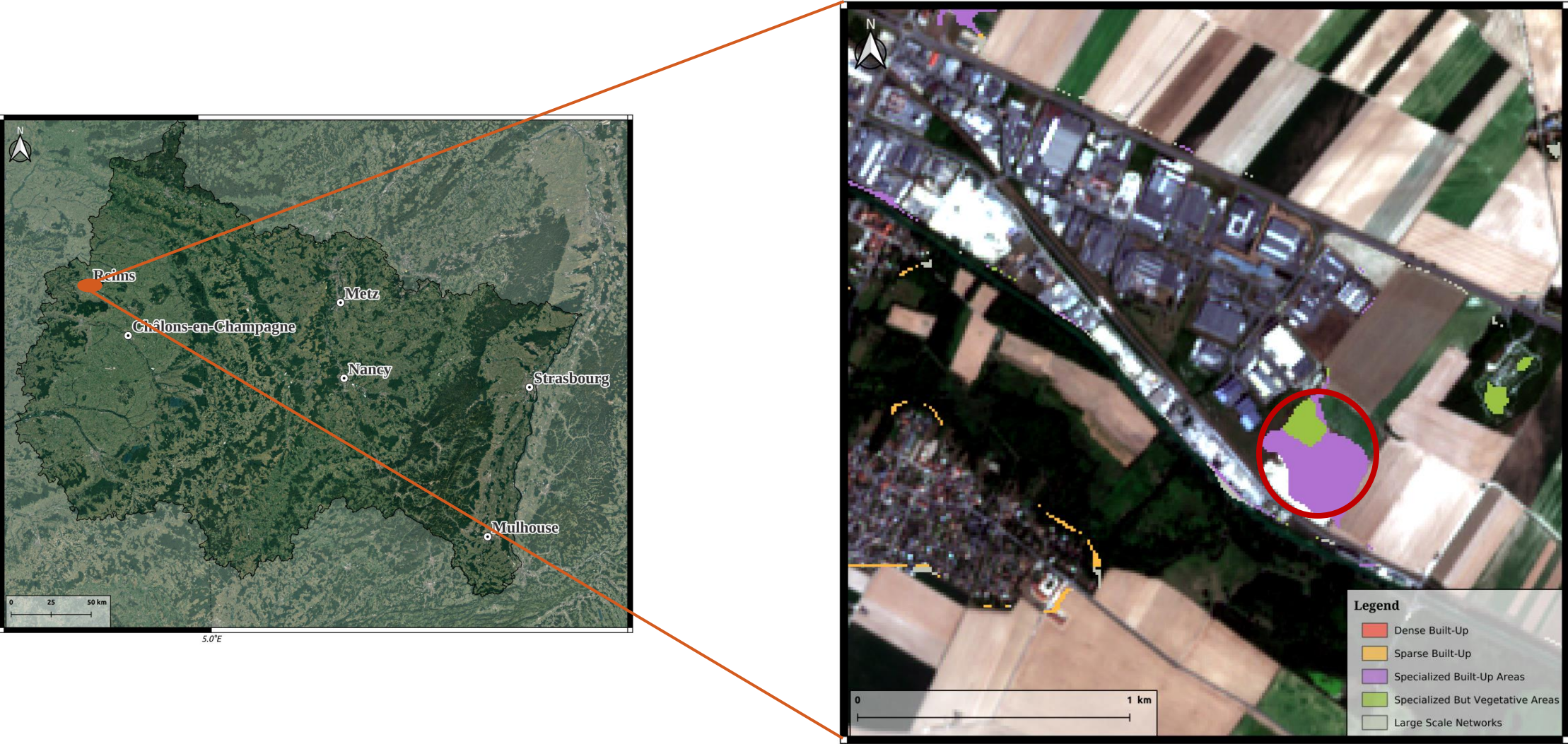
Inférence temporelle : Résultats – Reims (2018)



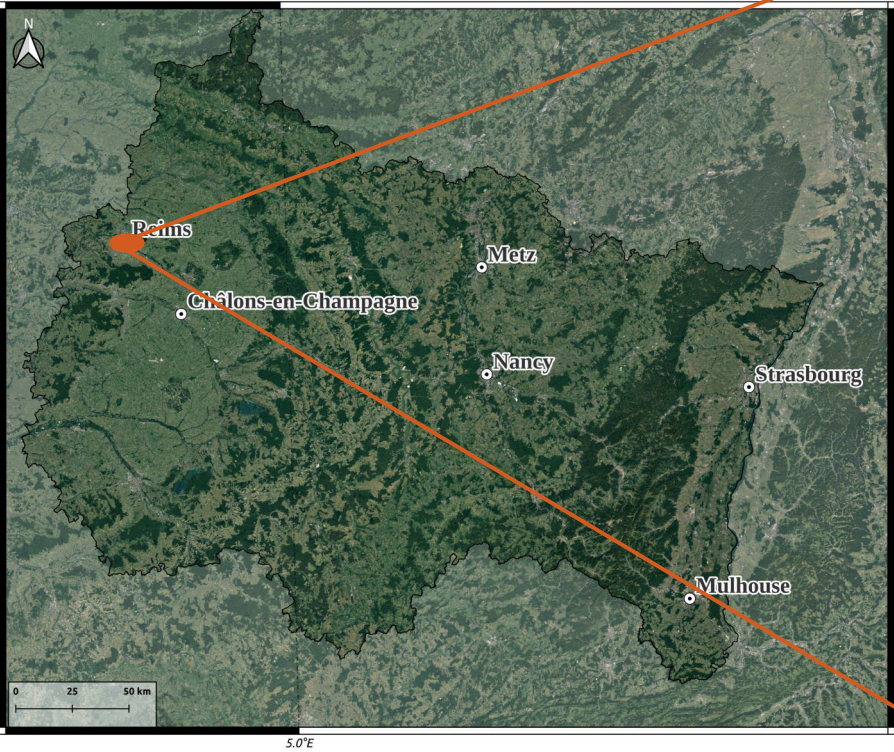
Inférence temporelle : Résultats – Reims (2022)



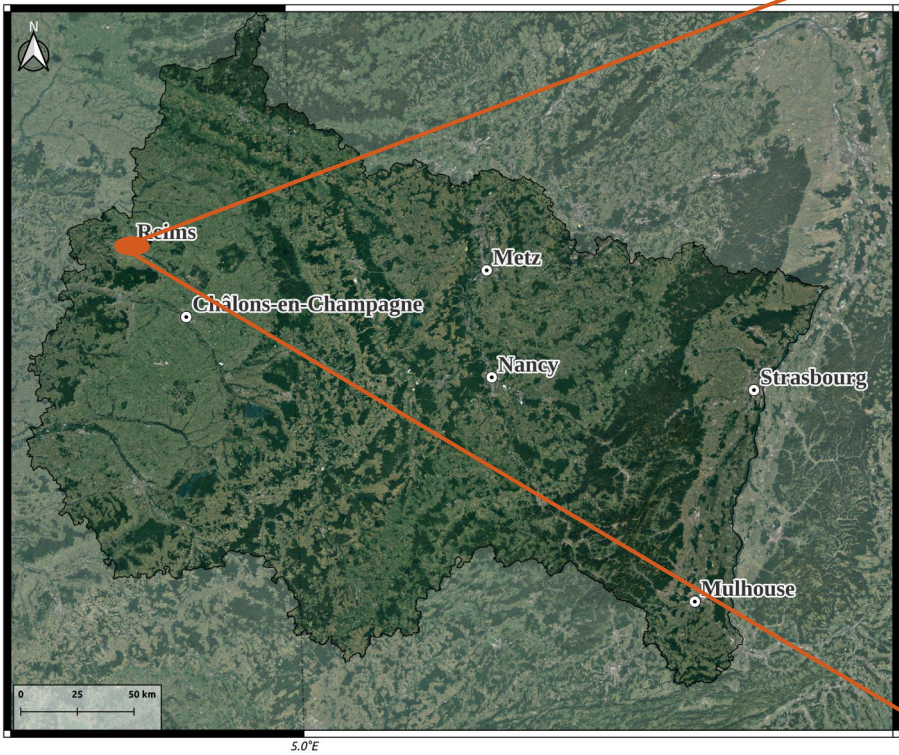
Inférence temporelle : Résultats – Reims (Changements)



Inférence temporelle : Résultats – Reims (2018)



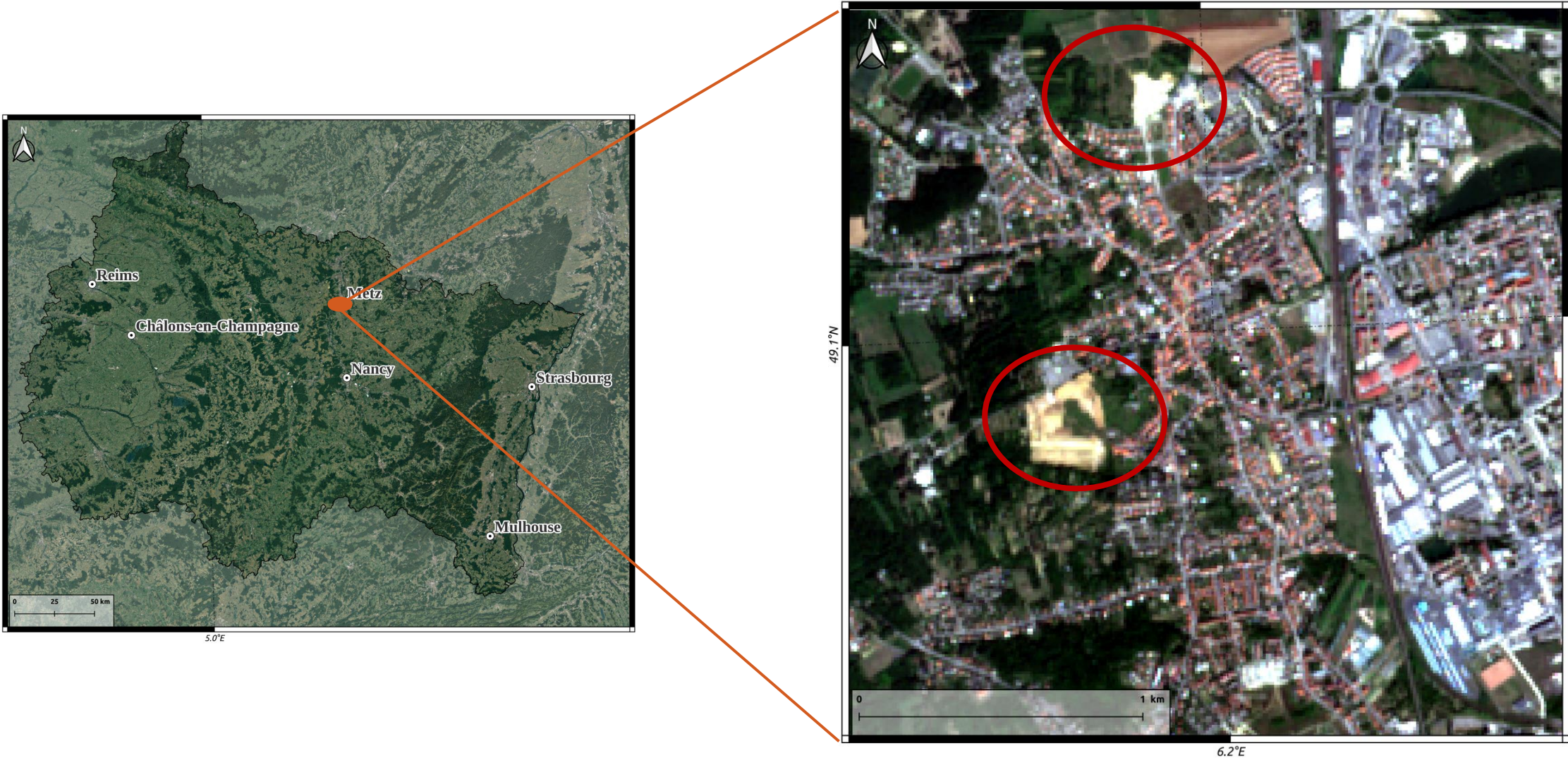
Inférence temporelle : Résultats – Reims (2022)



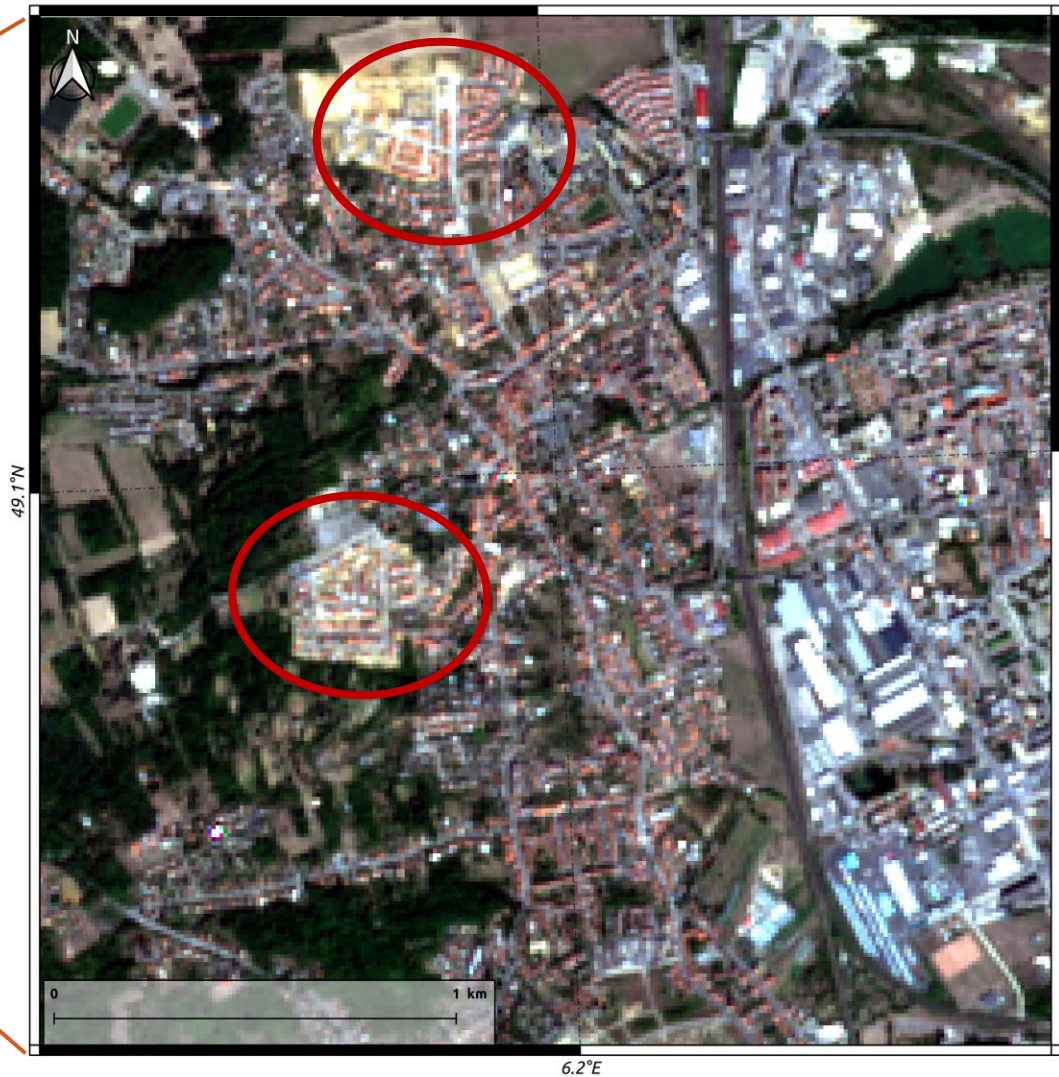
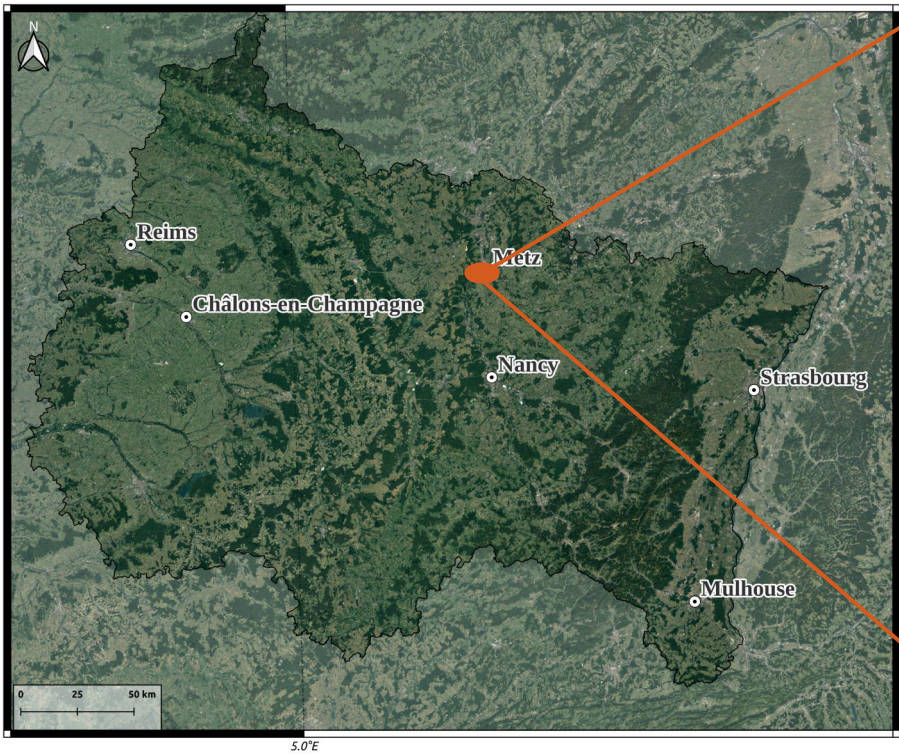
Inférence temporelle : Résultats – Reims (Changements)



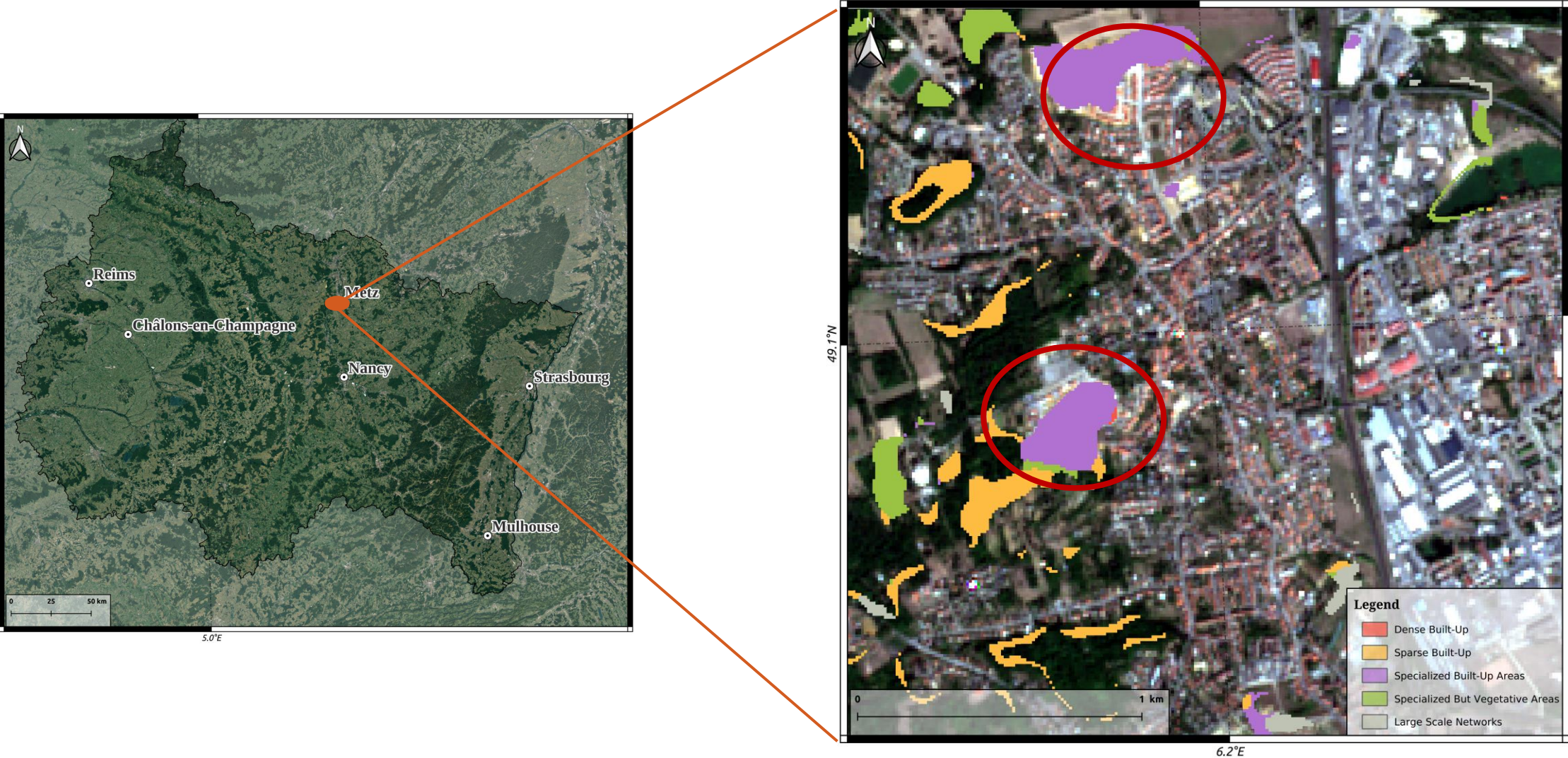
Inférence temporelle : Résultats – Metz (2018)



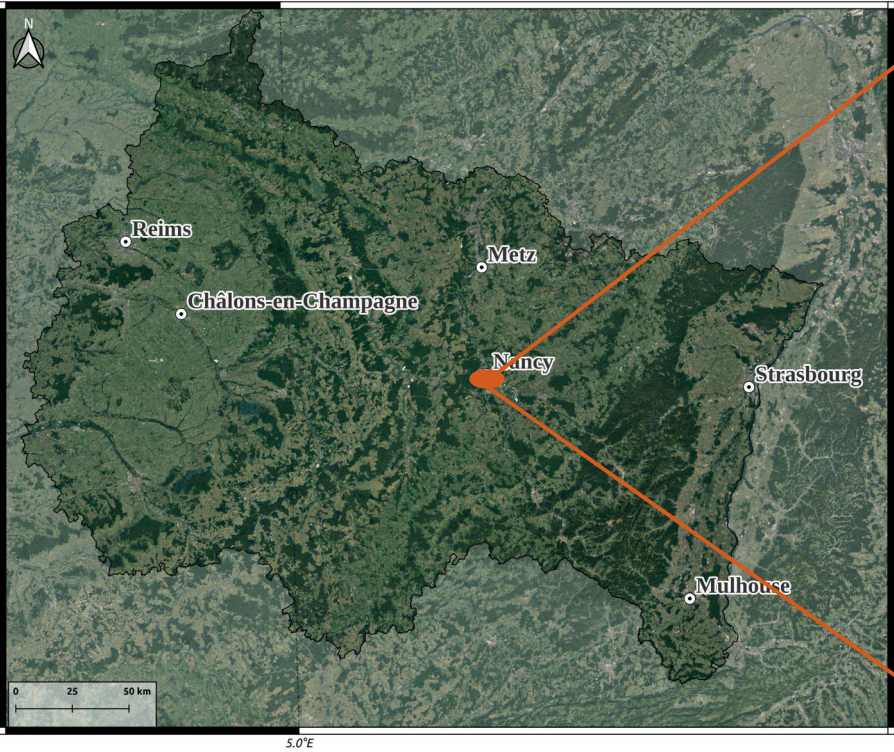
Inférence temporelle : Résultats – Metz (2022)



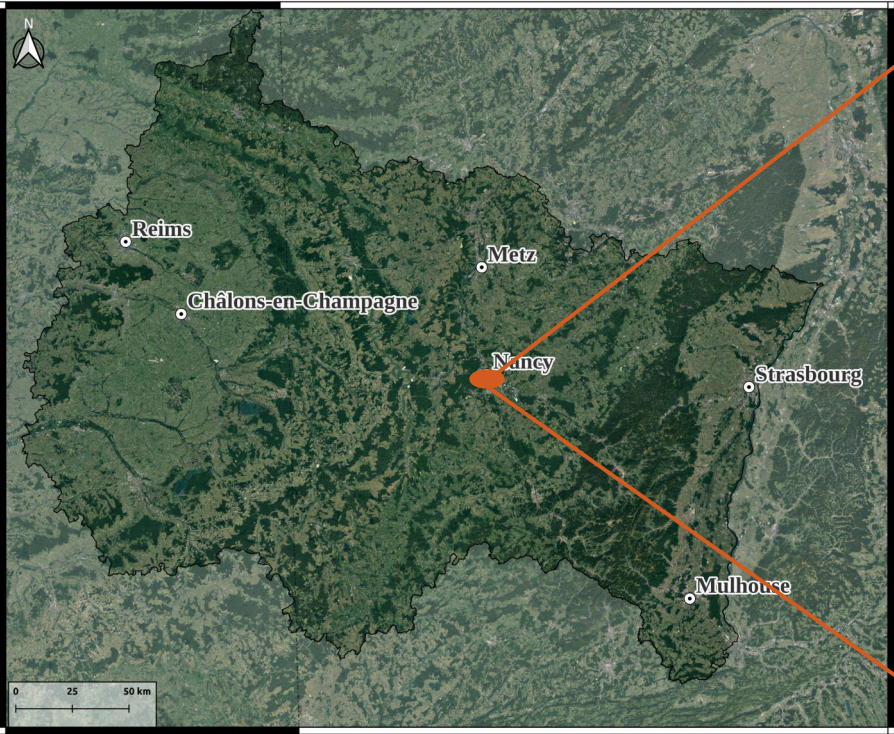
Inférence temporelle : Résultats – Metz (Changements)



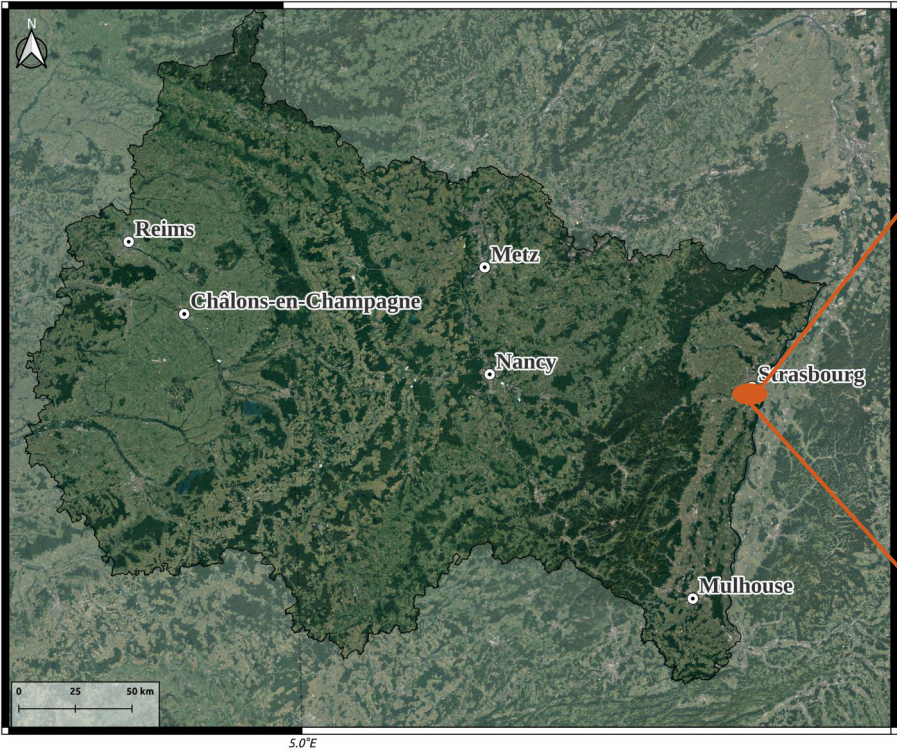
Inférence temporelle : Résultats – Nancy (2022)



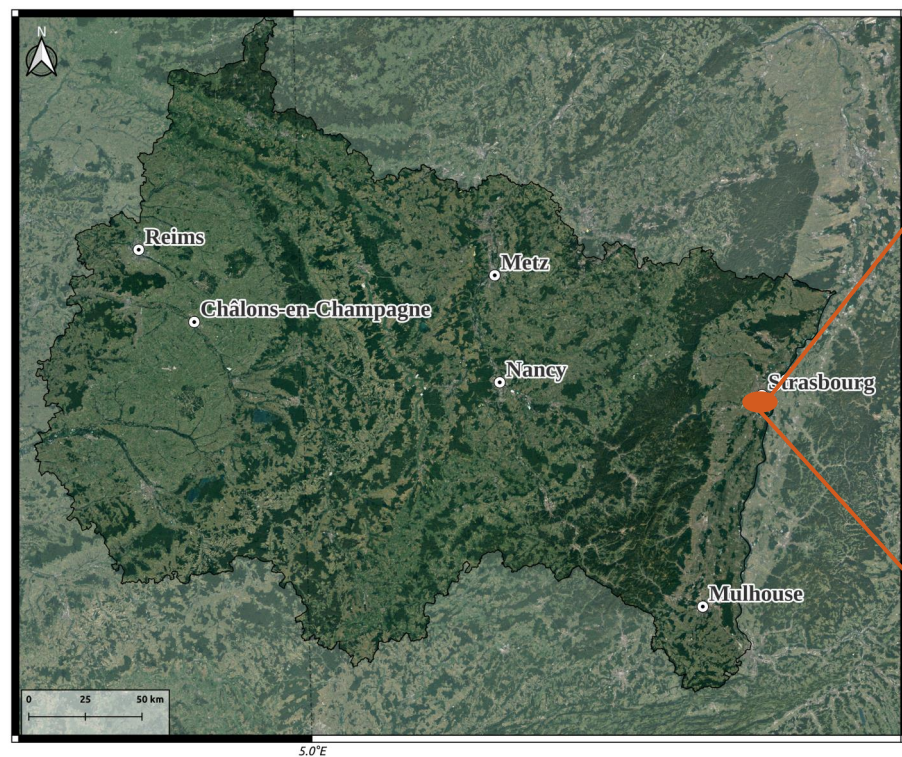
Inférence temporelle : Résultats – Nancy (Changements)



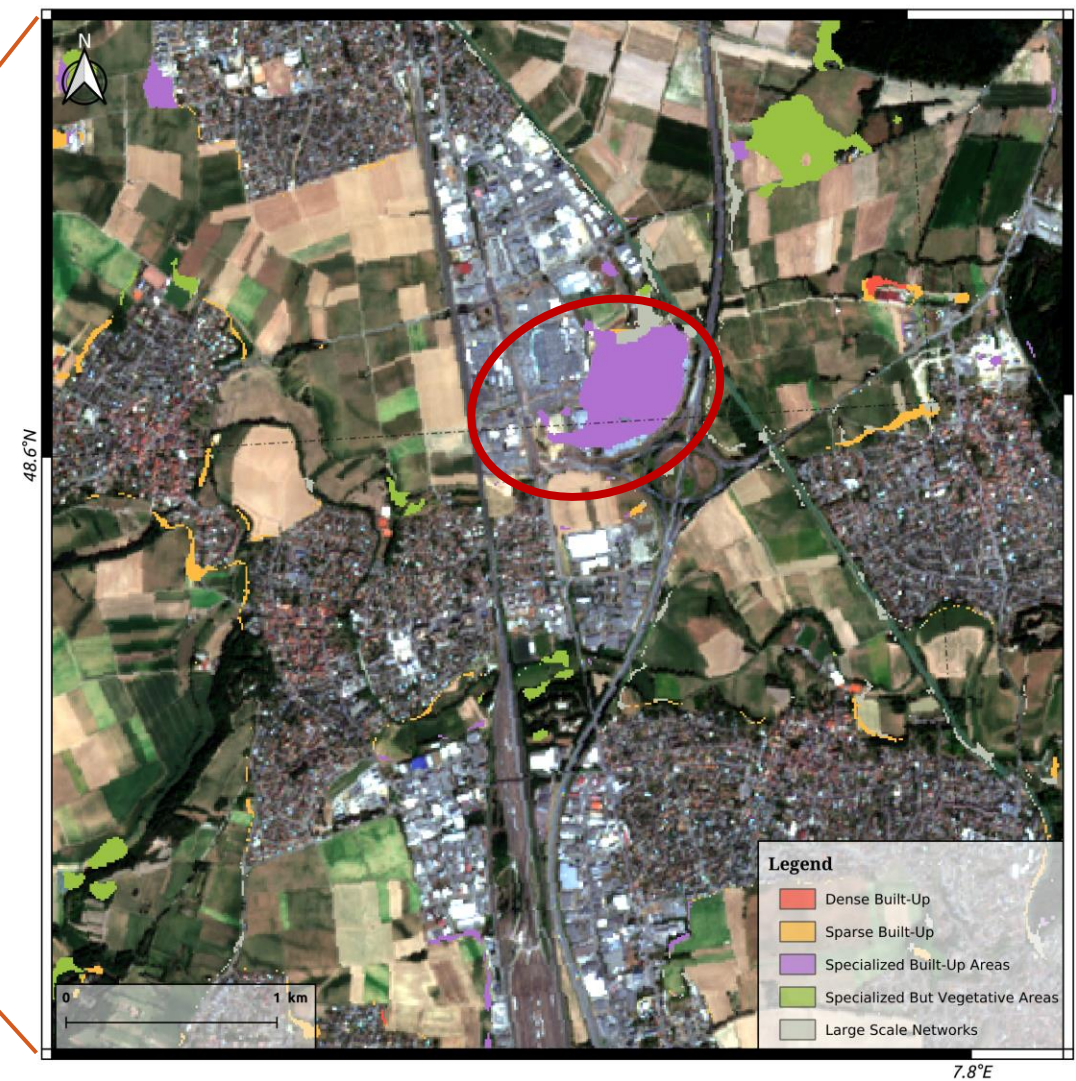
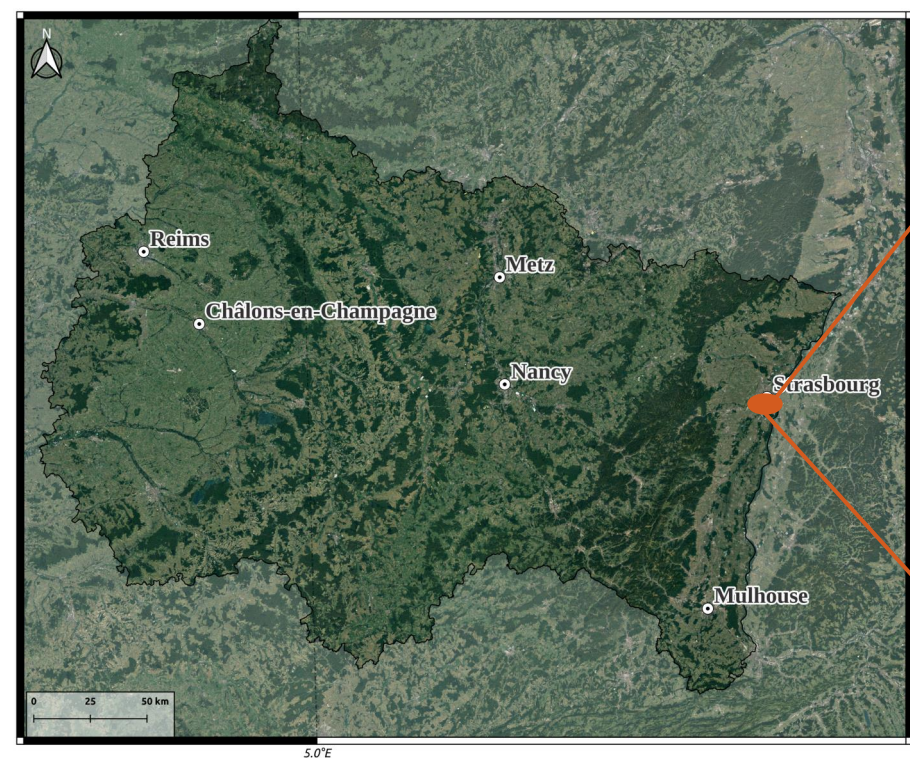
Inférence temporelle : Résultats – Strasbourg (2018)



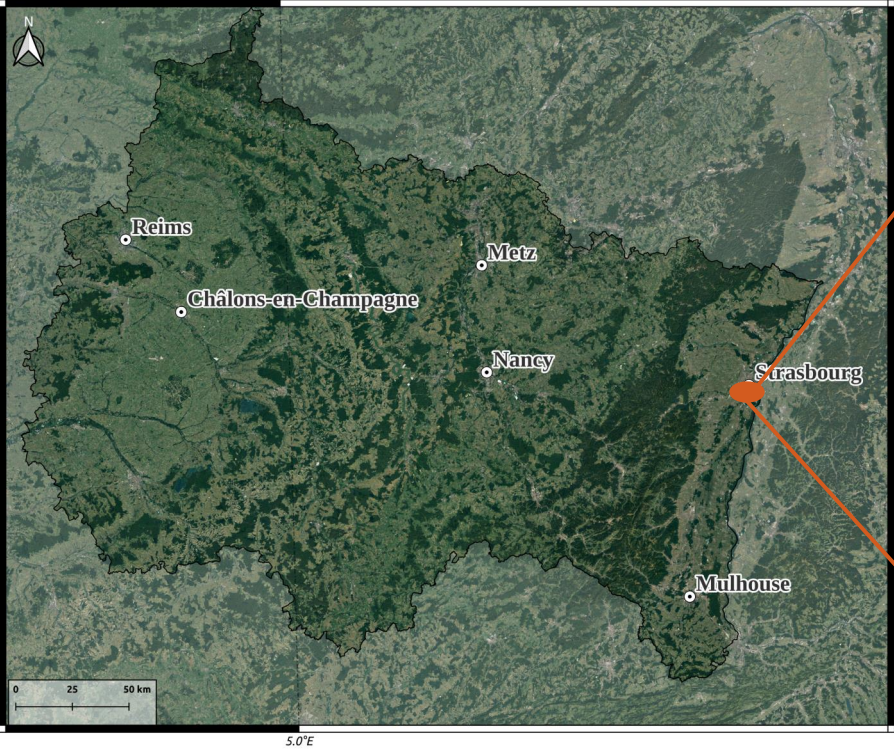
Inférence temporelle : Résultats – Strasbourg (2022)



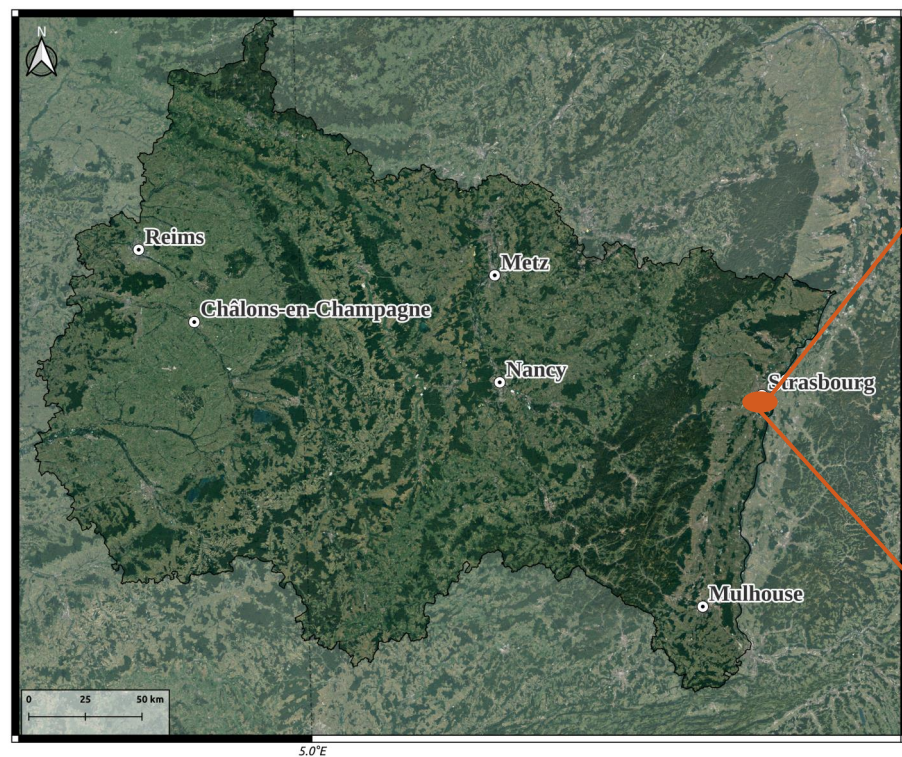
Inférence temporelle : Résultats – Strasbourg (Changements)



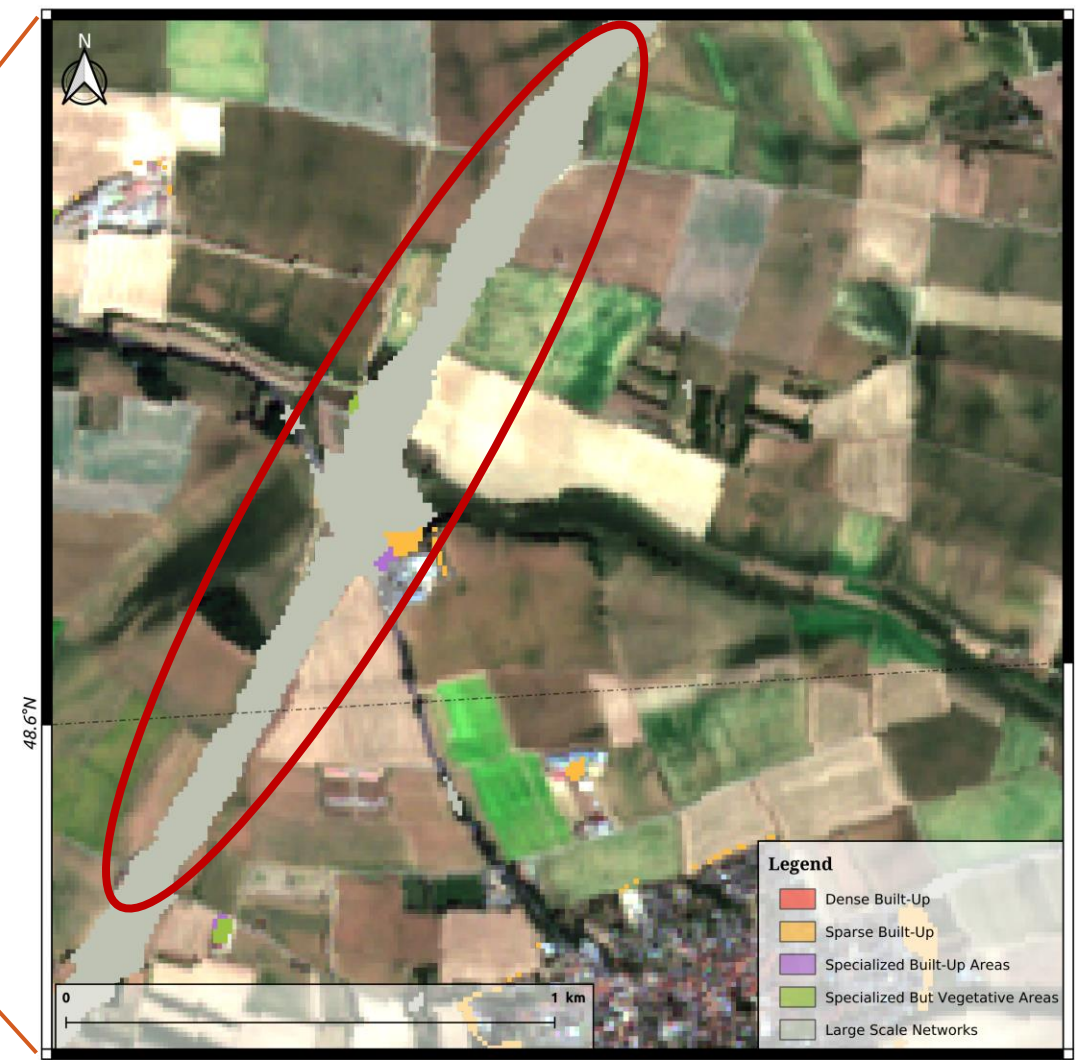
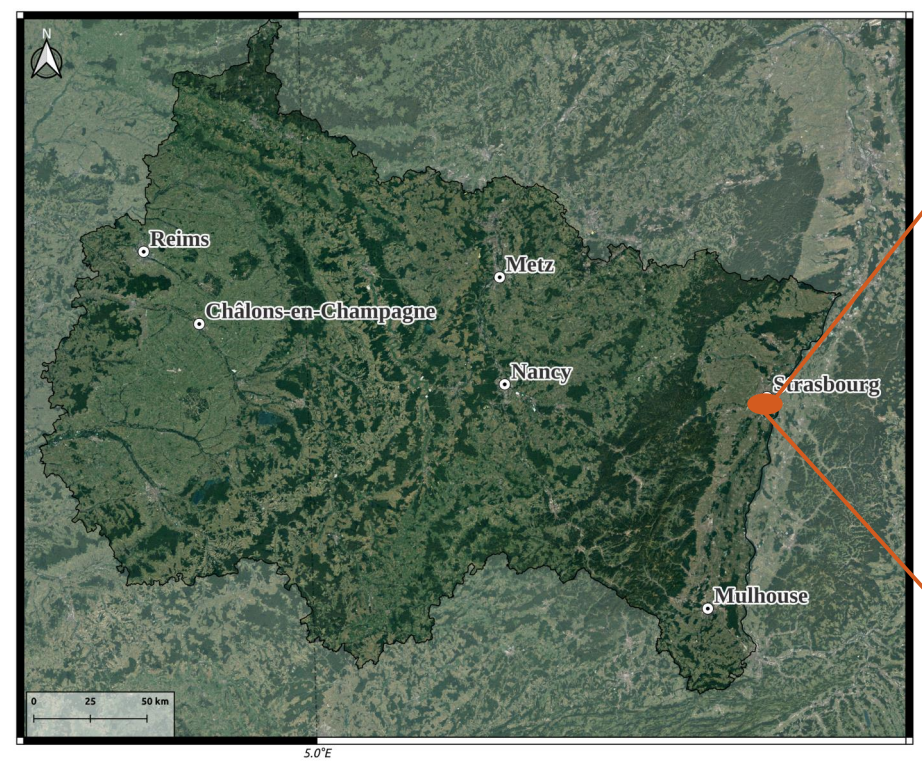
Inférence temporelle : Résultats – Strasbourg (2018)



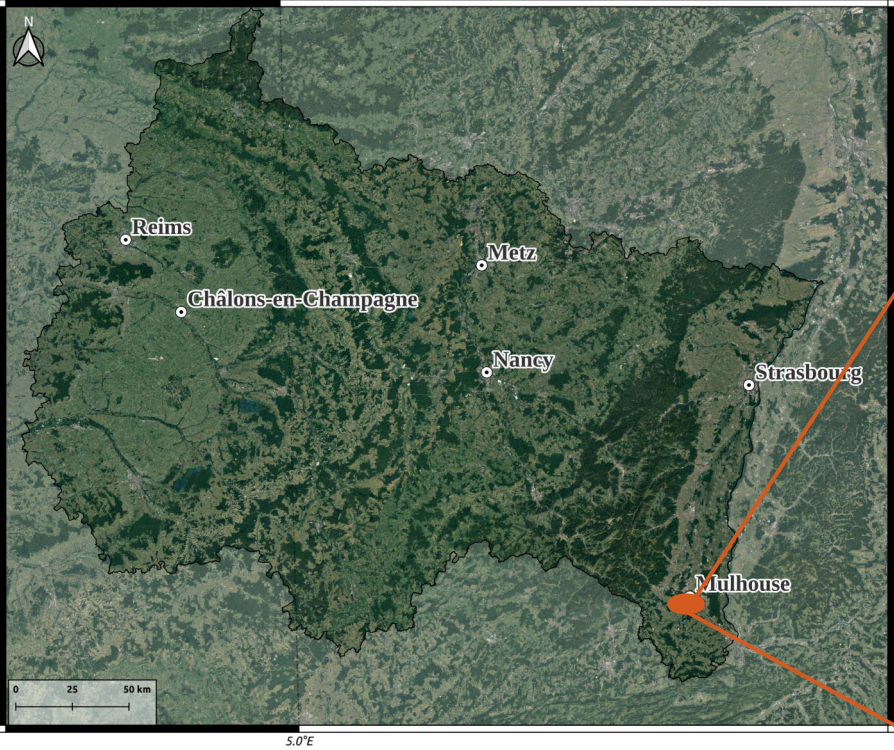
Inférence temporelle : Résultats – Strasbourg (2022)



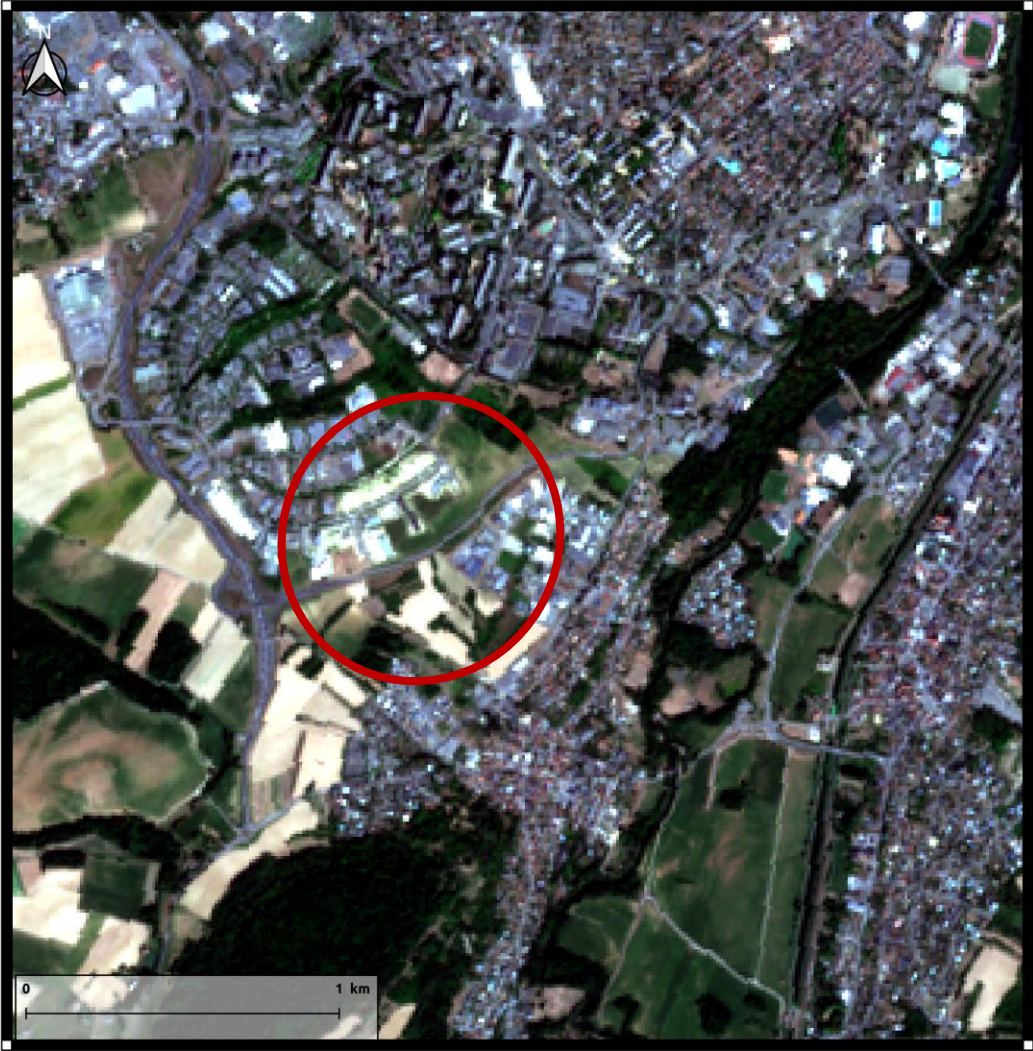
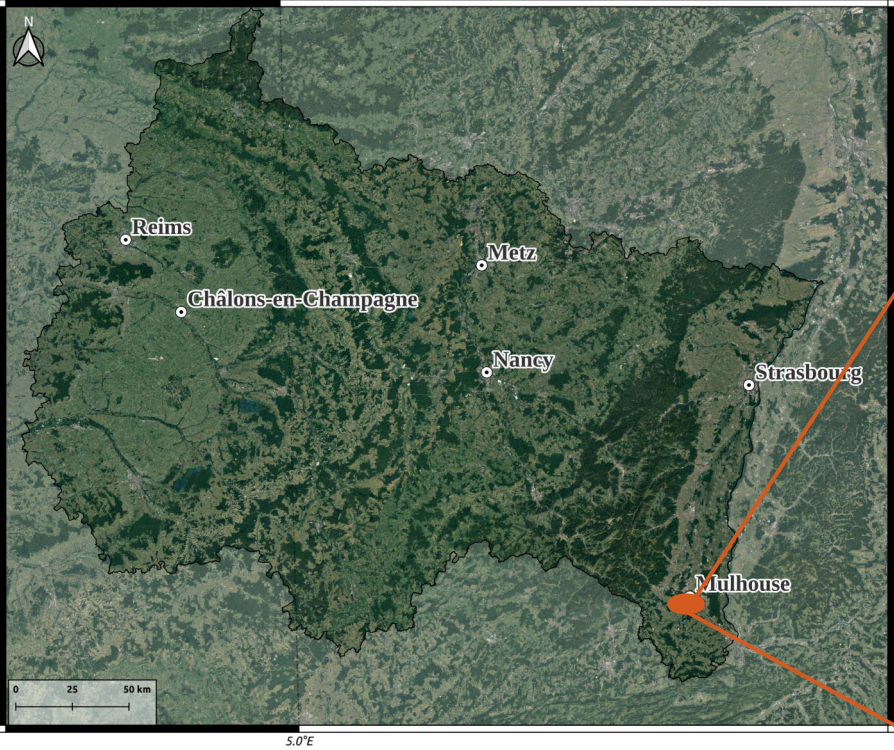
Inférence temporelle : Résultats – Strasbourg (Changements)



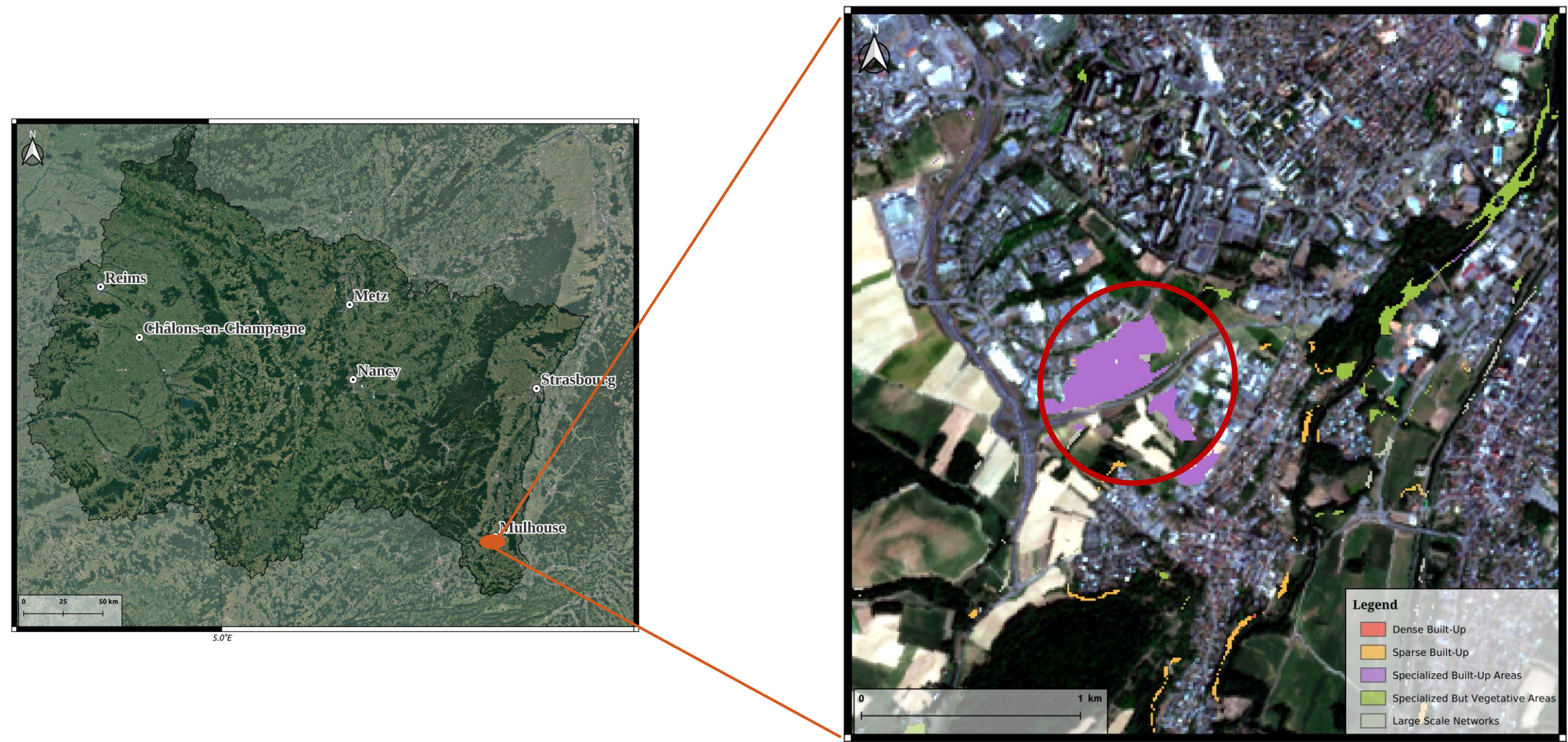
Inférence temporelle : Résultats – Mulhouse (2018)



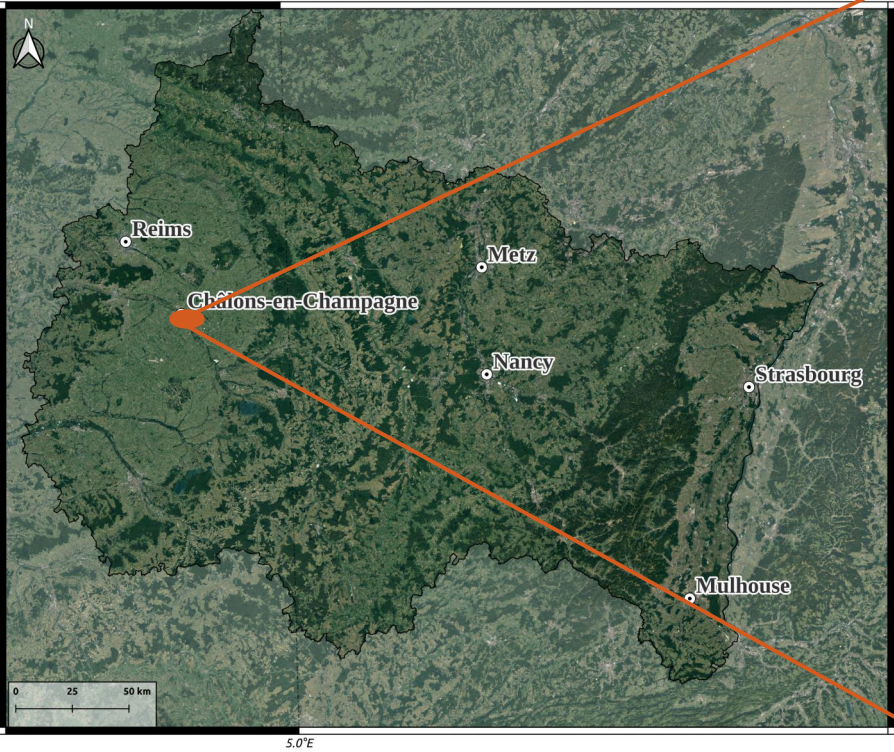
Inférence temporelle : Résultats – Mulhouse (2018)



Inférence temporelle : Résultats – Mulhouse (Changements)

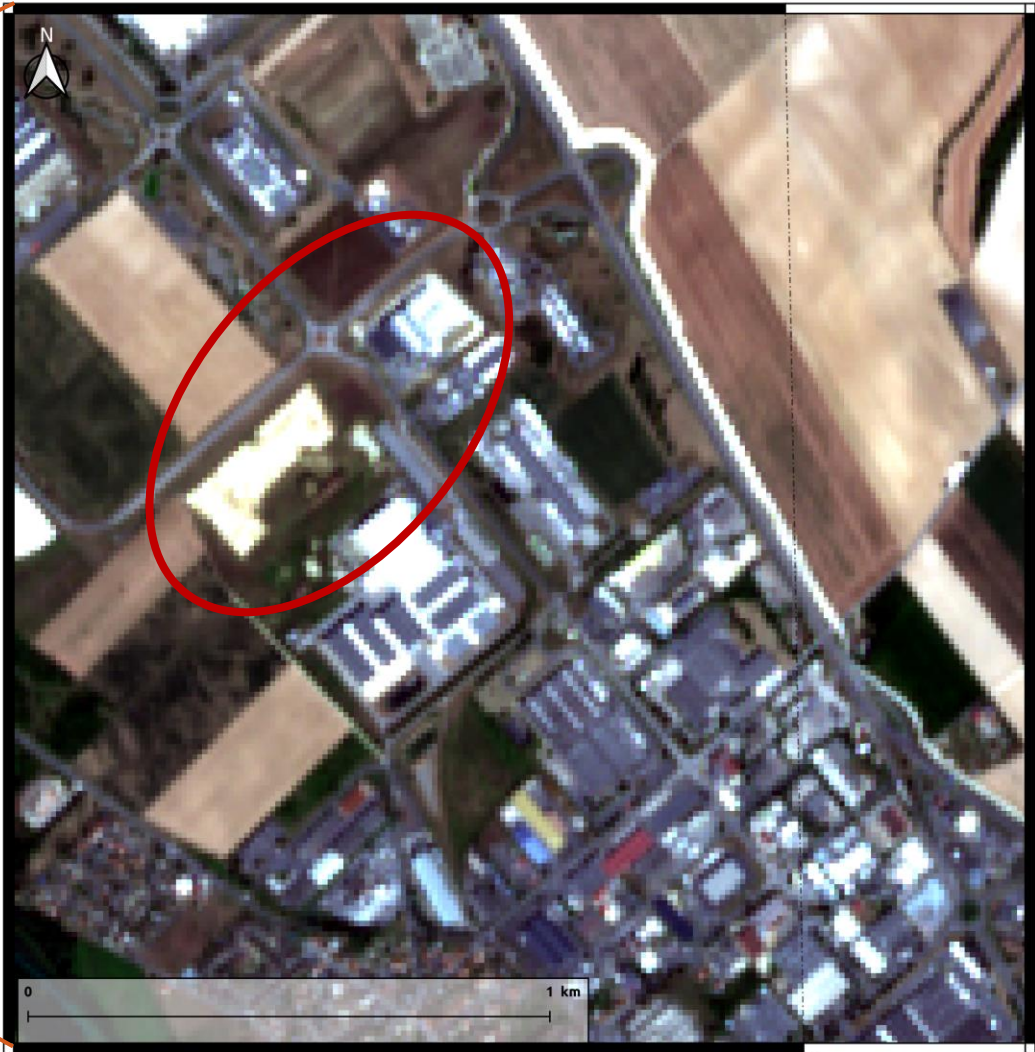
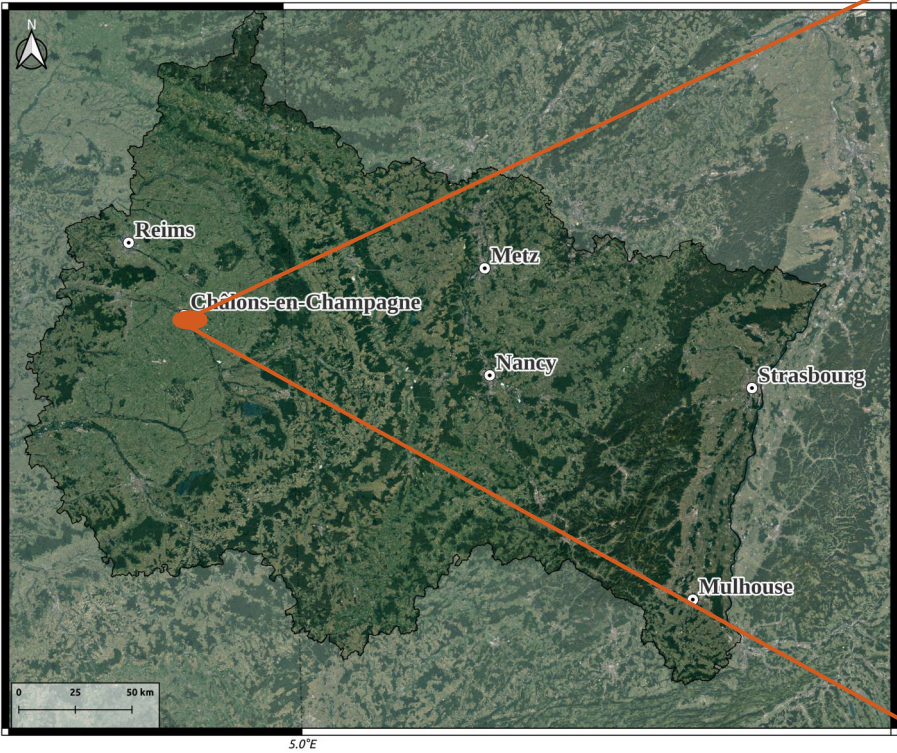


Inférence temporelle : Résultats – Châlons-en-Champagne (2018)



4.3°E

Inférence temporelle : Résultats – Châlons-en-Champagne (2022)



4.3°E

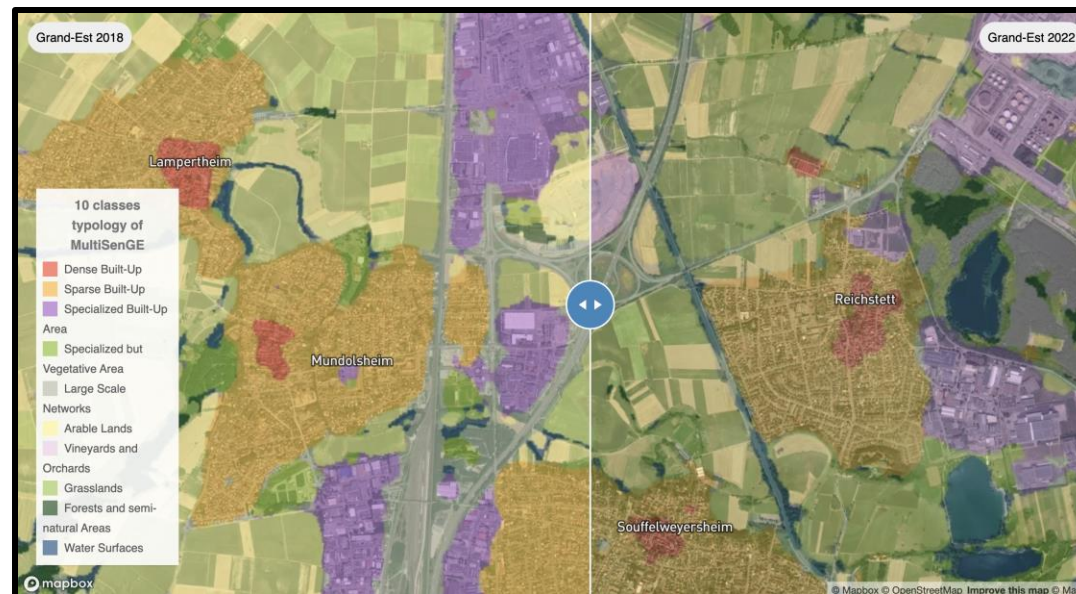
Inférence temporelle : Résultats – Châlons-en-Champagne (Changements)





Inférence temporelle

- Détection des classes de changements
- Changements à partir de deux classifications (2018 – 2022) -> un seul entraînement requis (MultiSenGE, 2020)
- Incertitude sur certains chantiers ou bâtis diffus nouvellement construit
- Webmap interactive : https://romainwenger.fr/multisenge/Grand_Est.html





Conclusion et perspectives

- Cartographie à grande échelle des tissus urbains à moindre coût
- Détection de changements entre deux dates
- Ajout d'imagerie THRS (SPOT/Pléiade) mono-date pour améliorer les résultats initiaux
- Enrichir le jeu de données MultiSenGE (toute la série optique même si couverture nuageuse) -> ajout masque nuages

Merci de votre attention.

TOSCA
CNES



Retrouvez toutes les présentations de l'atelier



TÉLÉDÉTECTION POUR L'ÉTUDE DU MILIEU URBAIN

sur www.theia-land.fr/urbain/2023-urbain/

