

Hackathon 2025 : Aix Sujet 2

Nous avons utilisé les données Corine Land Cover (CLC) des années 2000 et 2018. Deux options s'offrent à vous pour les exploiter :

- soit vous utilisez les données vectorielles et vous les rasterisez à une résolution de 500 mètres (cette résolution est suffisante compte tenu de l'échelle du projet et du niveau de détail de la classification CLC, chaque pixel couvrant la majorité d'une unité vectorielle),
- soit vous téléchargez directement les données au format raster.

Dans notre cas, nous avons choisi de télécharger les données CLC directement en raster via Google Earth Engine. Cela permet d'assurer une parfaite cohérence spatiale et projection identique entre les deux millésimes (2000 et 2018). Ce choix est motivé par le fait que le logiciel TerrSet gère difficilement les problèmes de projection et de découpage.

Si vous souhaitez reproduire notre démarche, je vous recommande vivement cette option. J'essaierai de mettre à disposition le code d'extraction CLC sous Google Earth Engine pour faciliter cette étape.

Une fois les données téléchargées, il faut les importer dans TerrSet et les convertir au format IDRISI, le format raster natif du logiciel.

La première étape consiste ensuite à effectuer une reclassification des valeurs du raster. En effet, le raster CLC contient environ 80 classes, codées selon la nomenclature CLC (de 111 à 523 environ).

Nous avons choisi de regrouper ces classes en cinq grandes catégories principales :

1. Urbain → valeurs 100–199
2. Agricole → valeurs 200–299
3. Forêt → valeurs 300–399
4. Zone humide → valeurs 400–499
5. Eau → valeurs 500–599

Il est évidemment possible d'effectuer une classification plus fine (par exemple en utilisant le niveau 2 de CLC : 1.1, 1.2, etc.) pour mieux distinguer certaines sous-catégories, mais cela allongerait considérablement l'analyse. Une telle approche permettrait néanmoins d'étudier plus précisément l'évolution d'un type d'occupation du sol spécifique, comme nous le verrons plus loin.

Une fois la reclassification effectuée pour les deux millésimes (2000 et 2018), on réalise un Crosstab dans TerrSet.

Cette opération croise les deux rasters et produit une carte des changements d'occupation du sol. Par exemple, une légende indiquant 2 | 3 signifie qu'une zone est passée de la catégorie 2 (Agriculture) à la catégorie 3 (Forêt).

Nous avons choisi de nous concentrer sur ce type de changement (2 → 3), correspondant à la dynamique de progression forestière, mais il est tout à fait possible d'analyser d'autres transitions.

Pour isoler cette transition, il suffit de cliquer sur la catégorie concernée dans le Crosstab et de l'extraire en couche booléenne, ne contenant que cette catégorie spécifique.

En parallèle, nous avons calculé :

- une carte de distance à l'urbain (dans notre cas, faute de temps, nous n'avons pas calculé la distance aux villes mais uniquement à l'urbain),
- ainsi qu'une carte de pente pour l'ensemble de la région PACA, à partir des données SRTM.

Ces trois couches (changement, pente, distance à l'urbain) sont ensuite utilisées dans le module MakeSig, qui calcule la signature spectrale de la classe étudiée, tout en comparant ses caractéristiques spatiales (pente et distance à l'urbain).

L'étape suivante consiste à utiliser le module MahaClass, qui va classer les zones présentant à la fois une signature spectrale similaire et des caractéristiques spatiales comparables (pente, distance à l'urbain, etc.).

Enfin, le résultat de cette classification est masqué avec la couche "Agriculture" du CLC 2018, afin de ne conserver que les zones agricoles susceptibles d'évoluer vers la forêt, comme cela a été observé entre 2000 et 2018.

Le résultat obtenu correspond à une carte de probabilité d'apparition de zones forestières à l'horizon 2036, soit un intervalle de temps équivalent à celui entre les deux jeux de données d'apprentissage.

Plus la valeur est proche de 1, plus les conditions sont similaires à celles des zones agricoles qui se sont transformées en forêts entre 2000 et 2018.

Ce résultat reste une première approche : de nombreux paramètres supplémentaires pourraient être intégrés dans le module MakeSig afin d'améliorer la précision du modèle ou d'affiner la classification au-delà de ces cinq classes.

Enfin, nous avons rencontré plusieurs difficultés techniques lors de la modélisation. Initialement, nous souhaitions utiliser le module LCM (Land Change Modeler), qui produit des résultats plus complets et évite plusieurs des étapes intermédiaires décrites ci-dessus. Cependant, il nous a été impossible de le faire fonctionner correctement, de même que le module de chaînes de Markov, qui aurait permis une projection temporelle plus robuste.

Fiche technique :

1. Données

- Utilisation des CLC 2000 et 2018 (format raster via Google Earth Engine, 500 m).

2. Préparation dans TerrSet

- Conversion en format IDRISI.
- Reclassification en 5 classes :
 1. Urbain (100–199)
 2. Agricole (200–299)
 3. Forêt (300–399)
 4. Zone humide (400–499)
 5. Eau (500–599)

3. Analyse des changements

- Crosstab entre CLC 2000 et 2018.
- Extraction du changement 2→3 (Agriculture → Forêt).

4. Variables complémentaires

- Calcul distance à l'urbain.
- Calcul pente (SRTM).

5. Modélisation

- Module **MakeSig** : signature spectrale + variables spatiales.
- Module **MahaClass** : classification des zones similaires.
- Masquage avec CLC 2018 (Agriculture).

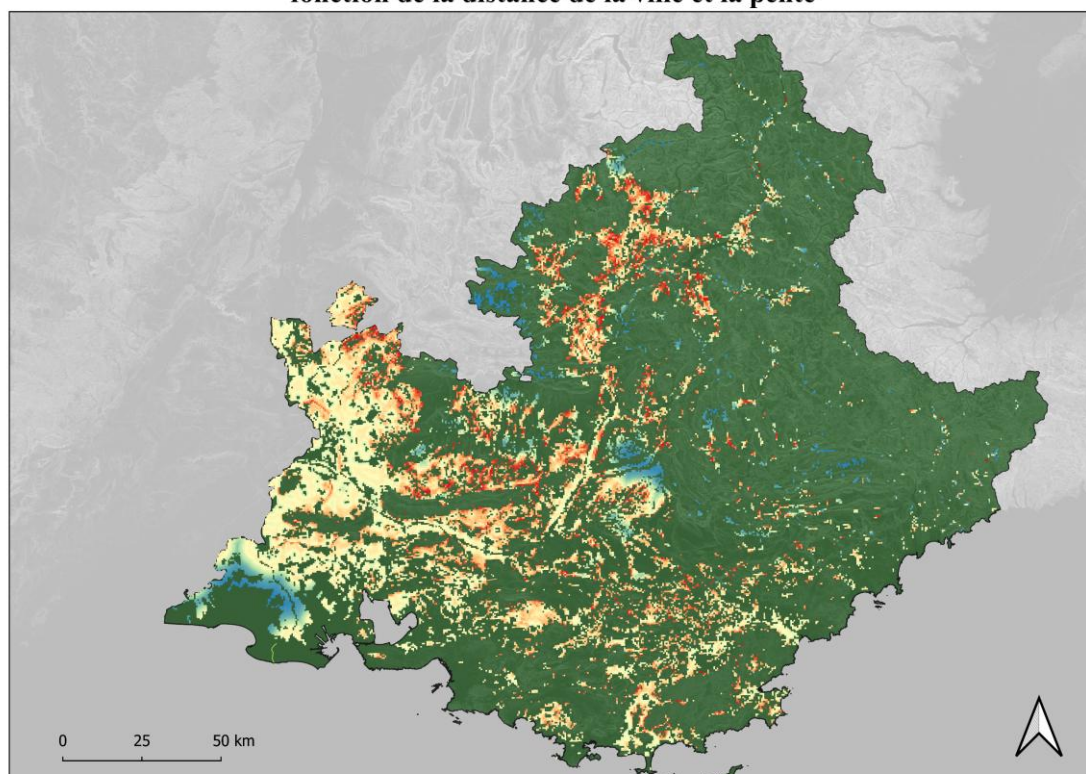
6. Résultat final

- Carte de probabilité d'apparition de forêts en 2036.
- Modules LCM et Markov non fonctionnels dans notre cas.

Code Exportation GEE :

```
1 var dataset = ee.Image('COPERNICUS/CORINE/V20/100m/2018');
2 var landCover = dataset.select('landcover');
3 Map.setCenter(16.436, 39.825, 6);
4 Map.addLayer(landCover, {}, 'Land Cover');
5
6
7 var dataset = ee.Image('CGIAR/SRTM90_V4');
8 var elevation = dataset.select('elevation').clip(geometry);
9 var slope = ee.Terrain.slope(elevation);
10
11 Map.addLayer(slope, {min: 0, max: 60}, 'slope');
12
13
14 Export.image.toDrive({
15   image: slope,
16   description: 'slope',
17   crs: "EPSG:32632",
18   region: geometry,
19   scale: 500,
20   fileFormat: 'GeoTIFF',
21   formatOptions: {
22     cloudOptimized: true
23   }
24 });
```

Carte de probabilité de transformation d'occupation du sol en zone forestière en 2036 en fonction de la distance de la ville et la pente



Probabilité d'augmentation du couvert forestier.



Data: CLC 2000-2018,
SRTM
EPSG : 32623
Auteurs: E.P.F.L

