

# Rapport de stage

**Sujet de Télédétection**

**Détection et caractérisation automatique des  
friches agricoles**

Du 5 Juillet au 26 Juillet 2019

ING1

**Calas Lilian    Barnéoud Julien    Bouillet Marie-Laure    Segaud Mathilde    Marcon Chloé**

# **SOMMAIRE**

## **Introduction**

- 1- Contexte**
- 2- Enjeux**
- 3 -Problématique**
- 4- Organisation**

## **Mise en place**

- 1- Etat de l'art**
- 2- Données utilisées**
- 3- Méthodologie**

## **Traitements**

- 1- Présentation des étapes de production significatives**
- 2- Résultats et analyse**

## **Résultats**

- 1- Résultats finaux**
- 2- Discussion**
- 3- Pour aller plus loin : le Deep Learning**

## **Conclusion**

## **Annexe**

# Introduction :

## 1. Contexte

Dans le cadre du projet de stage de 3 semaines à Forcalquier, nous avons travaillé sur la détection des friches dans la région de Cavaillon (84 Vaucluse) en partenariat avec la SAFER PACA, plus particulièrement avec Patrick Chaix et Alexandre Leperlier. Notre groupe de 5 étudiants a été encadré par Marc Poupée professeur en télédétection sur le site du centre IGN de Forcalquier.

### Le rôle de la SAFER

(<http://www.safer-paca.com/>)

La Safer PACA est un organisme à but non Lucratif soumis à l'agrément du ministre de l'agriculture et du ministère de l'économie et des finances (article L141-6 du Code Rural) et sous contrôle des commissaires du gouvernement Agriculture et Finances Publiques (Article R141-9 du Code Rural).

Elle possède de nombreux partenaires dans les domaines de l'agriculture (Chambres d'agriculture, syndicats, ...), de la finance (Crédit Agricole, ...) et de l'environnement (Conservatoire d'espaces naturels, ...).

Elle a pour objectif de redynamiser le tissu agricole de la région en facilitant le rachat de parcelles à destination agricole par des exploitants se présentant avec des projets durables et viables. Elle se positionne dans un rôle de médiateur entre les vendeurs de terres agricoles et les acheteurs potentiels. Elle est prévenue de toute transaction ou mise en vente de terre en zone agricole par un service notarial ce qui permet un positionnement rapide sur les biens. Elle possède alors un droit de préemption total ou partiel sur la surface agricole afin d'éviter une mauvaise gestion de celle-ci.



### La SAFER vis à vis des friches

Au nom d'une convention nommée CREN SAFER en Basse Normandie, la Safer s'est inscrite dans une politique d'aide à la détection des opportunités d'achat concernant les friches. Selon le **Conseil général de l'alimentation, de l'agriculture et des espaces ruraux** cette convention vise à accorder les compétences respectives de la veille foncière et de l'expertise écologique dans le cadre d'une stratégie localisée d'acquisition de terrains à haute richesse écologique, c'est-à-dire hors des surfaces agricoles : zones humides ou friches. En retour, la Safer propose d'aider à l'expertise de la valeur écologique de ces terrains, aux prospections ciblées sur ces territoires afin de multiplier les contrats MAE avec des agriculteurs, coopération sur une démarche de sensibilisation/communication sur le mitage urbain et l'érosion des sols.

### Motifs de la commande

Nous nous sommes penchés sur les intérêts et les limites que la télédétection pouvait présenter dans la détection des friches. Nous nous sommes fixé pour objectif de parvenir à les détecter d'abord d'un point de vue aérien (à l'aide de photos satellites, MNT, MNS et autres données utilisables sur **QGIS**) et ensuite d'un point de vue

**Street View** qui aurait pour but, dans l'idéal, de se suffire à lui-même ou à minima de compléter la première méthode.



### **Qu'est ce qu'une friche ?**

La définition de friche agricole semble être flexible, elle sous-entend qu'il s'agit de zones non exploitées, abandonnées et donc récupérables pour d'autres desseins. Du point de vue du Code Rural une friche agricole est une parcelle non exploitée depuis au moins 3 ans. D'un point de vue écologique, c'est une parcelle non entretenue où s'effectue une transition entre la surface agricole anciennement exploitée et la forêt.

#### **Les raisons de l'apparition des friches :**

Au cours de notre premier repérage autour des Mourres et de Saint-Etienne-les-Orgues, nous nous sommes aperçus que la plupart des friches identifiées étaient difficiles d'accès (chemins accidentés et rocailleux, éloignés des routes principales et souvent en hauteur). Cette caractéristique peut expliquer l'abandon de ces terrains qui ont pu se révéler trop durs et coûteux à exploiter. Le matériel agricole a évolué, notamment en taille, donc il est possible que l'exploitation de certaines parcelles soit devenue plus compliquée si les agriculteurs ont renouvelé leur matériel.

Les problèmes d'irrigation, comme la non extension du système d'irrigation jusqu'à la parcelle concernée ou l'abandon de canaux communs, peuvent être des raisons de l'abandon de l'exploitation de celle-ci.

Une autre raison possible est l'extension de la zone urbanisée et de la zone à urbaniser à proximité de la parcelle, avec l'anticipation que celle-ci devienne un terrain constructible. Ce changement de qualification permet d'augmenter le prix de vente du terrain, il s'agit de spéculation.

On retrouve ce phénomène avec le mitage et un habitat parsemé qui incite les propriétaires de friches à attendre un changement de statut de zone agricole à zone urbaine.

Les héritages amènent, dans quelques cas, l'abandon d'activité sur les parcelles et donc l'apparition de friches.

#### **Définition des friches de la zone**

Nous avons pu étudier les friches de différentes zones : Mane, Forcalquier, Gordes et Opède. Certaines caractéristiques liées aux villes, aux paysages ou aux climats pouvaient nous laisser croire, sans même nous rendre sur les lieux, que ces endroits étaient propices à l'établissement de friches.

La superficie de notre zone de travail ne s'est pas révélée assez importante pour constater des différences significatives dans l'aspect et la composition des friches. Le climat et la composition des sols étant sensiblement

les mêmes, les espèces végétales et leurs stades de développement étaient également identiques partout où nous sommes allés. Un climat sec, chaud et venteux, un sol assez pauvre et souvent rocheux sont les raisons d'une végétation de type méso-méditerranéen/ méditerranéen.

En accord avec le travail déjà réalisé par la SAFER Paca, nous avons décomposé la friche en 4 stades qui représentent les différents degrés d'évolution d'une friche :

- **Stade 1** : Des zones d'herbes basses quasi uniformes, principalement des mauvaises herbes et restes d'anciennes cultures (blé, maïs...)



- **Stade 2** : Des zones d'herbes un peu plus hautes parsemées de quelques ligneux de petite taille.



- **Stade 3** : Des zones similaires au stade 2 mais dont certains arbustes sont devenus des arbres ne recouvrant pas encore totalement la zone.



- **Stade 4** : Une zone ressemblant à première vue à une forêt, avec en grande partie des arbres adultes et des arbustes à leurs pieds.



Cependant, ces friches ne rentraient pas toujours dans ces catégories et nous avons dû nous adapter au terrain.

La région est en effet empreinte de cultures viticoles qui peuvent être abandonnées à différents stades et depuis des périodes très variables. Nous avons pu remarquer que, contrairement à ce que nous avons imaginé lors de notre première analyse du sujet, les friches n'étaient pas uniquement concernées par les champs, mais aussi par des vergers, des cultures viticoles, des cultures d'oliviers ... Ce qui complexifie nettement notre problématique car les friches peuvent ainsi conserver une structure de culture entretenue pour un point de vue hors terrain.

## **2. Enjeux**

Différents enjeux sont présents autour des friches ce qui peut engendrer des tensions entre différents domaines.

Pour l'agriculture, la réutilisation de ces surfaces en tant que surfaces agricoles augmenterait les productions locales et aurait un effet positif sur l'économie de la région. De plus, la surface ayant déjà été cultivée, elle contient les éléments nécessaires à la culture et sa structure peut être favorable.

Les organismes environnementaux souhaiteraient maintenir des espaces vierges d'action humaine permettant à certaines espèces, animales comme végétales, de vivre et de se développer.

D'un point de vue urbain, la déclaration des friches en tant que terrains constructibles permettrait l'extension des zones d'habitation. Le passage de zone agricole à zone urbaine est décidé par les collectivités territoriales dans le cadre du Plan Local d'Urbanisme (PLU). Le fait que les friches soient des parcelles non entretenues expose ces terrains à des risques d'incendis.

Suivant l'état d'avancement d'une friche, celle-ci peut-être plus intéressante pour certains domaines. L'agriculture préférera une friche où le sol est plat et peu boisé car cela demanderait un faible coût pour être réaménagée. En revanche, un syndicat écologique préférera une friche avancée proche du stade « jeune forêt » car elle serait favorable au développement de différentes espèces végétales et animales.

La localisation de la friche joue aussi un rôle. Si elle est favorable pour l'agriculture mais qu'elle est très proche d'une zone urbaine (voir enclavée), elle représente un potentiel terrain constructible pour des habitats. Dans ce cas, si elle passe en zone constructible, son prix au mètre carré se voit augmenté.

En revanche, si elle est facilement accessible et que l'irrigation est proche, elle représente une zone de tensions entre agriculteurs et entreprises immobilières.

Certaines zones que nous avons pu identifier comme friches sont à la limite de la définition classique : par exemple des zones abandonnées présentant les mêmes espèces végétales (ligneux, herbacés denses et hauts, espèces colonisatrices...) disposées anarchiquement (donc non plantées par l'homme) mais dont le sol est bombé ou creux n'ont pas pu être exploitées puis délaissées. Elles sont donc inintéressantes pour l'agriculture ou pour la construction (il faudrait un important terrassement, ce qui impliquerait des sommes conséquentes) mais ne possèdent pas l'appellation de friche. Cependant, suivant leur emplacement, les syndicats écologiques pourraient être amenés à s'y intéresser et œuvrer pour qu'elles soient considérées comme des zones naturelles.

## **3. Problématique**

**Comment utiliser les outils de la Géomatique afin de détecter des friches ?**

## 4. Organisation

Globalement divisée en 5 étapes : cerner et préparer le sujet, rencontrer les commanditaires, acquérir des vérités terrains, collectionner des données brutes à disposition, écrire le rapport.

Nous avons débuté notre projet par l'état de l'art, ce qui nous a permis de mieux cerner le sujet, d'obtenir des pistes d'études et de traitements et de mieux définir la friche.

Suite à la rencontre avec les commanditaires nous nous sommes rendu compte que les zones d'études proposées ne nous donnaient pas accès à assez de données (essentielles pour le traitement). Nous avons fait le choix de travailler sur un territoire plus petit, plus proche et riche en données qui est la commune de Mane.

Pour acquérir les vérités terrains, nous nous sommes rendus sur les communes de Gordes et Oppède au côté de Patrick Chaix, employé de la SAFER. Il nous a appris leur méthode d'identification des types de friche à l'aide du logiciel Qfield sur tablette avec localisation GPS.

Nous avons pu ré-itérer cette méthode sur Mane où deux équipes, l'une de deux et l'autre de trois, ont pu identifier avec la méthode papier les différents types de friches.

**Ensuite, nous avons collectés toutes les données brutes nécessaires au traitement sur les communes étudiées. Enfin, nous nous sommes portés sur l'assimilation des données terrain, la préparation des indicateurs et de données utilisables sur les zones concernées, le lancement de traitements et la rédaction d'un carnet de bord.**



**Notre groupe sur le terrain avec Patrick Chaix  
Nous avons pu apprendre à nous servir du logiciel Qfield sur les tablettes de la SAFER**

# Mise en place

## 1. État de l'art

Parmi les précédents travaux ayant été faits sur ce sujet nous nous sommes documentés sur *Méthode d'identification et de cartographie des terres agricoles en friches par télédétection à la Réunion* d'Hélène Rossignol. Ses travaux ont été réalisés en partenariat avec l'**ENISE** (Ecole Nationale d'Ingénieurs de Saint Etienne), la **CIRAD** (Centre de coopération International de Recherche Agronomique pour le Développement) et l'**Université Jean Monnet** de Saint Etienne. Cette étude s'est basée sur l'utilisation de données **SPOT 4** et **SPOT 5**, de données des BD Kalideos, BD Topo, BD Ortho, de Tache urbaine, du **MNT**, du Coeur du Parc National Contour de l'île, du Zonage **PLU**, du Parcellaire agronomique cannier, de la Base de données parcellaires (**BDPA**), des Recensement friche de 2007 et 2008, de la Base d'Occupation du sol (**BOS**) et Parcellaire agronomique cannier. Elle a utilisé des logiciels tels que ERDAS, ENVI, eCognition Developer et ArcGIS dans une approche de télédétection avec création d'un masque thématique qui contient tout ce qui ne peut pas être une friche car non végétal. Pour la création de ce masque elle a utilisé des données **BRGM**, **CIRAD**, **DEAL**, **IGN** et **AGORAH**. Son approche de la télédétection est enrichie par l'approche orienté objet grâce à laquelle elle a pu attribuer plusieurs propriétés aux objets telles qu'une moyenne ou des valeurs minimales et maximales aux objets vectorisés qui n'étaient alors plus seulement des pixels dans un raster. Puis elle a procédé à une méthode par classification et segmentation que nous développerons lorsque nous nous en servirons dans notre projet. Une fois les images segmentées et la classification établie, elle a choisi ses indicateurs que sont le **NDVI**, le **NDWI** pour repérer les parcelles bien irriguées donc cultivées, l'indice de brillance **Brightness** et de maximum de différence **Max Diff** afin d'isoler les prairies et les friches du fait de la visibilité du sol à travers le couvert végétal de ces cultures. Elle a, entre autres, également utilisé des indices d'Haralick pour détecter les textures et entropies correspondants aux différents types de friches ( textures homogènes sur les cannes à sucre, et entropie élevée pour les vergers en friche. Enfin, pour compléter ces attributs elle a utilisé des indices topologiques comme le rapport longueur/largeur pour isoler les objets fins, et les données RPG ou du parcellaire agronomique cannier.

*Les friches, levier sous-estimé pour développer l'agriculture périurbaine* de l'Agence d'urbanisme pour le développement de l'agglomération lyonnaise et des Espaces agricoles, naturels et forestiers .

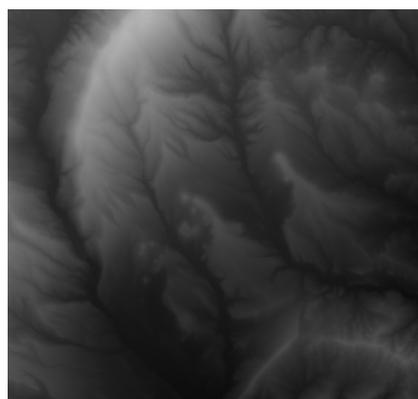
*Conquête des friches agricoles – Analyse des potentiels sur l'agglomération messine* de l'**AGURAM** (Agence d'Urbanisme d'Agglomérations de Moselle).

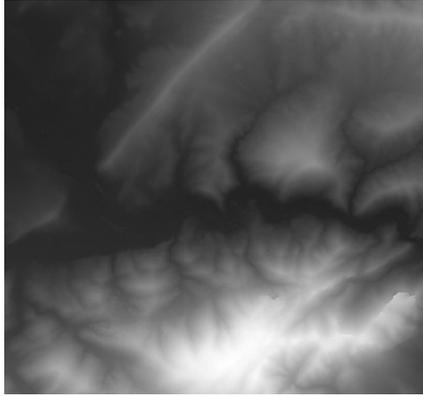
## 2. Données utilisées

Dans une optique d'optimisation de la détection de friches nous avons cherché à utiliser un maximum de données cohérentes avec leurs caractéristiques. Entre autres :

- Le **MNT** (Modèle Numérique de Terrain).

Qui est la représentation de la topographie (altimétrie et/ ou bathymétrie) d'une zone terrestre sous une forme adaptée à son utilisation par un ordinateur numérique, ici un ordinateur. Son utilisation se justifie par sa combinaison avec le MNS que nous décrivons ci-dessous.





- Le **MNS** (Modèle Numérique de Surface).

Qui est la description du sol et de ses superstructures, c'est-à-dire les objets qui occupent le sol, du fait de l'homme ou non (végétation, bâtiments...). Il se traduit par un ensemble de points référencés en planimétrie et en altimétrie modélisant le relief du sol et du sur-sol sans différenciation.

---

**- Des photos prises par nous-même sur le terrain**

Au cours de nos repérages sur le terrain nous avons pu prendre des photos des friches rencontrées pour constituer un premier noyau de photos pour le Deep Learning. Nous avons également photographié ce qui n'était pas une friche (comme des champs de blé cultivés, des vignes ou oliviers entretenues) afin d'avoir une base de donnée suffisamment riche autant pour identifier que discriminer.



**- L'Ortho IRC**

Il s'agit d'une collection de mosaïques d'orthophotographies numériques en couleurs ou en Infra Rouge couleurs, rectifiées dans la projection adaptée au territoire couvert. Nous nous en sommes servi comme fond de carte pour QGIS afin d'avoir le visuel, les structures ortho-rectifiées, les textures et les radiométries de chaque pixel afin de pouvoir travailler sur les zones que nous avons choisies.

Son utilisation se justifie par l'émission dans l'infrarouge de la végétation et sa forte résolution terrain de l'ordre de 50 cm, permettant de visualiser les buissons et autres composant la friche.

---

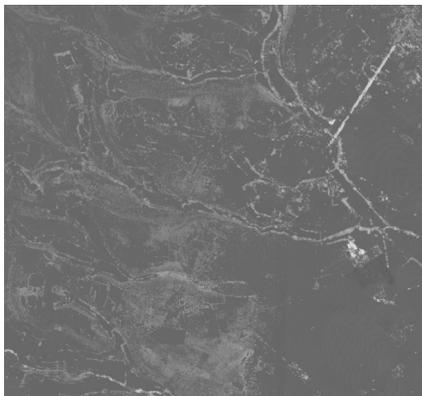
- **Sentinel-2 (Résolution 10 m)**

Nous avons choisi Sentinel-2 pour un de ses objectifs qu'est suivre à haute résolution l'évolution de la végétation et de l'occupation des sols. Dans le cadre de notre problématique ses données étaient pertinentes.



---

### 3. Indicateurs utilisés



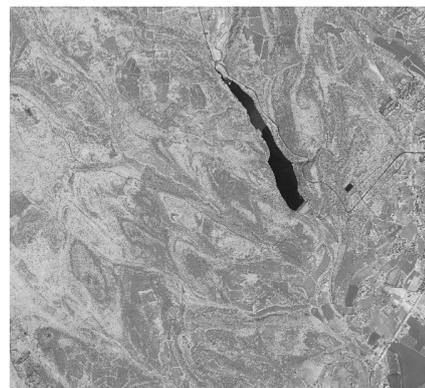
-Le **Sursol**

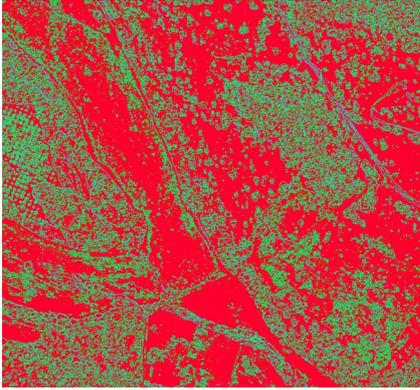
Il correspond au couplage du MNT et du MNS selon la formule  $Sursol = MNS - MNT$ . Il nous permet de ne garder que la hauteur des structures végétales et du bâti. Cette donnée nous aide dans la classification des friches en tant que stade 1, 2, 3 ou 4 à partir de définitions de seuils les séparant les uns des autres (les friches de stade 1 auront des sur-sols proches du sol tandis que les friches de stade 4 auront un sur-sol en moyenne supérieur à 2 mètres).

---

- Le **NDVI** (Indice de Végétation par Différence Normalisé).

Construit à partir des canaux rouge(R) et proche infra rouge (PIR). L'indice de végétation normalisé met en valeur la différence entre la bande visible du rouge et celle du proche infrarouge. Nous l'avons choisi car, sensible à la vigueur et à la quantité de végétation il nous permettra dans un premier temps de détecter les zones végétales (donc d'éliminer tout ce qui ne peut être une friche), puis de classer les zones restantes par leur densité de végétation. Cette classification nous servira parallèlement à classer les friches restantes en friches de stade 1, 2, 3 ou 4.



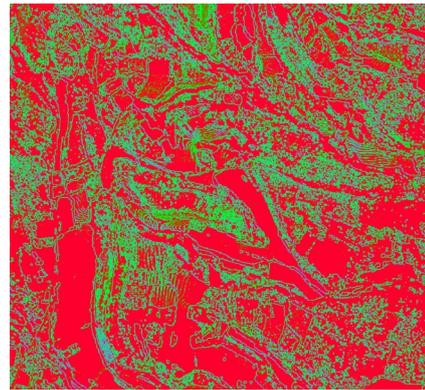


**- La Texture à partir de l'IRC**

La télédétection est un outil puissant à petite échelle pour reconnaître des textures, il était alors naturel de l'utiliser comme indicateur du couvert végétal.

**-La Texture à partir du Sursol**

Ici la texture est réalisée par rapport aux dénivelés calculés avec le sursol.



**- Le NDWI (indice de teneur en eau par différence normalisée)**

Nous l'avons utilisé pour réaliser le suivi de l'état hydrique des parcelles. Celles soupçonnées d'être des friches et n'étant pas arrosées fréquemment ont pu être définies comme friches de façon définitive.

## 4. Méthodologie

### Pourquoi la télédétection ?

La télédétection correspond à l'ensemble des connaissances et techniques permettant de donner du sens à une acquisition d'information effectuée à distance. C'est un outil informatique puissant puisqu'il est ajustable aux problématiques qu'il peut traiter. Dans notre cas, nous nous intéressons à la reconnaissance des friches et notamment leurs caractéristiques physiques et biologiques. Ces informations sont celles que nous cherchons à mettre en évidence et la télédétection nous permet, à partir de données diverses, de qualifier les parcelles de friches ou non.

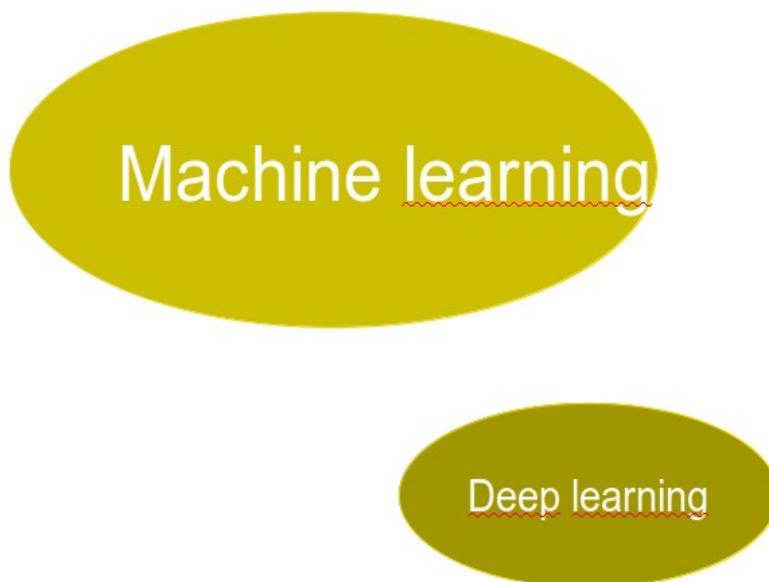
Nous nous sommes proposés d'étudier deux modèles de détection des friches :

- une détection « à la main » équivalente à la méthode actuelle de la Safer, consistant à se rendre sur le terrain et à repérer les parcelles enrichies directement sur les cartes à l'aide du logiciel **Qfield** sur des tablettes

- une méthode basée sur la télédétection et le **Machine Learning**.

Le machine learning consiste à apprendre à la machine comment utiliser les données qu'on lui donne. En effet, il est nécessaire de rentrer un certain nombre de paramètres avant de réaliser les traitements pour guider la machine vers ce que l'on souhaite obtenir. Apporter certains éléments de code peut aussi être nécessaire au bon fonctionnement des traitements.

Nous nous sommes finalement intéressés à la mise en place d'une détection par **Deep Learning**, qui pourrait nous permettre à terme de détecter directement les friches à partir de simples images Street View. Contrairement au machine learning, le deep learning ne nécessite que d'avoir des données en entrée.



# Traitements

## 1. Présentation des étapes de production

Notre projet consiste à identifier la présence de friches dans les villages de Gordes et Oppède, situés dans le département du Vaucluse (84).

Cependant, au vu du plus grand nombre de données disponibles dans la région des Alpes-de-Haute-Provence, nous avons tout d'abord mis en place une détection des friches aux alentours de Forcalquier.

Le but de notre étude étant de détecter les zones de friches afin de les revaloriser, nous avons donc choisi comme unité élémentaire de notre **segmentation du territoire les parcelles**, données par le parcellaire. Le traitement s'est fait dans un Système d'Information Géographique : QGIS.

Nous avons tout d'abord intersecté ce parcellaire avec la délimitation des communes d'intérêt. Nous avons ainsi obtenu une couche vectorielle de la commune à analyser, découpé en parcelles. À l'aide du numéro et section de la zone, nous avons **renseigné nos vérités terrains** correspondantes.

Pour détecter les friches, nous nous sommes dans un premier temps appuyés sur les images de l'**Ortho IRC** et leur radiométrie afin de différencier les zones et caractériser nos parcelles. Ces données nous ont permis de calculer plusieurs dimensions.

Après avoir fusionné les différentes dalles ortho IRC de la zone, nous avons utilisé la fonction *Statistique de Zone* de QGIS afin de calculer pour chaque parcelle la somme, la moyenne, la médiane, l'écart type, la variance, le minimum et le maximum de la radiométrie des pixels. Le calcul a été fait sur les trois bandes Proche Infrarouge, Rouge et Vert. À la fin de l'opération nous avons obtenu dans la table d'attribut de la couche vectorielle des parcelles de la commune les dimensions correspondantes.

À partir de nos Ortho IRC, nous avons pu calculer l'indice de végétation (NDVI) avec la calculatrice Raster de QGIS :  $(PIR-R)/(PIR+R)$ . Nous avons également calculé la texture de la zone à partir de la fonction *HaralickTextureExtraction*

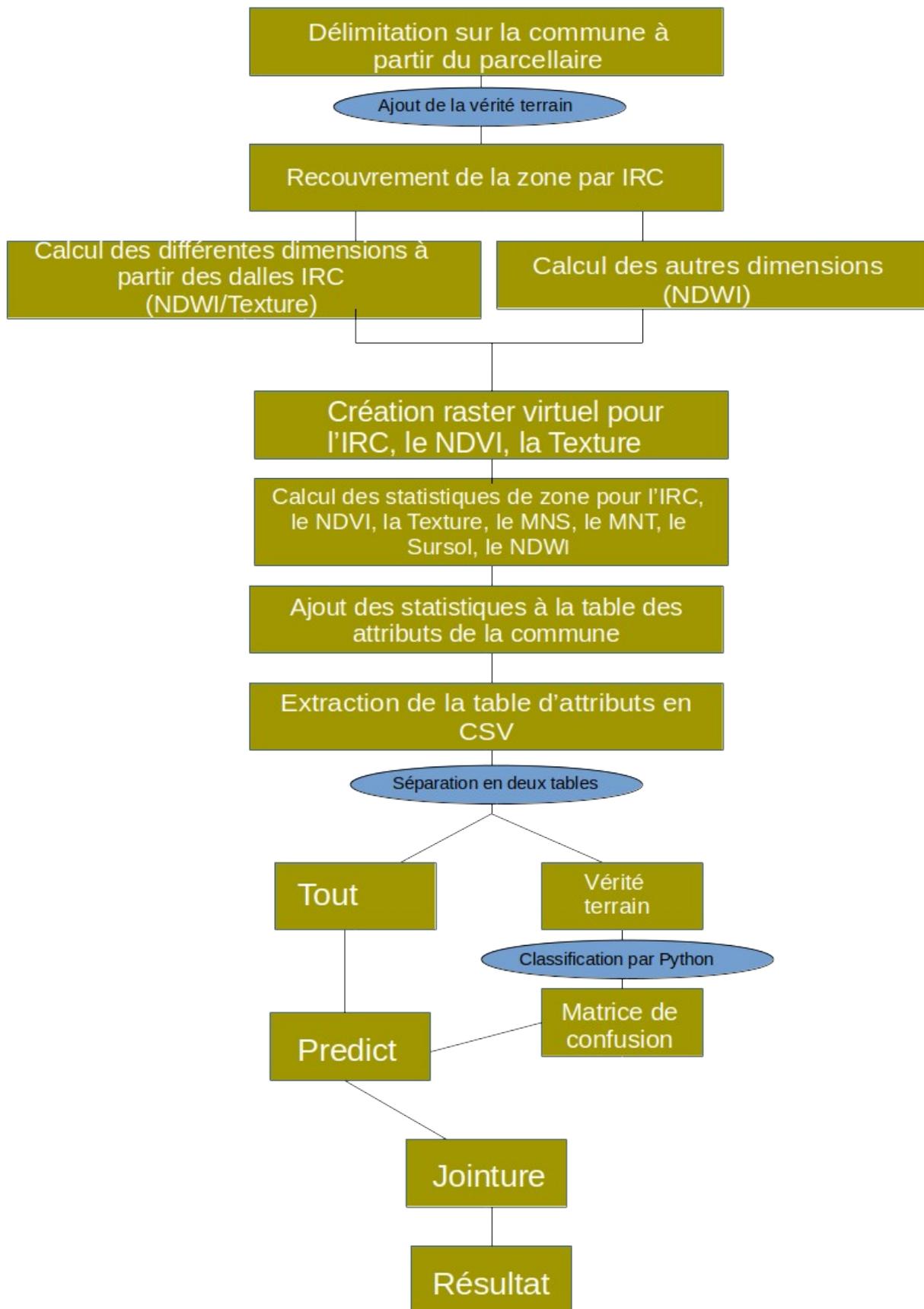
Afin de caractériser la densité d'occupation des parcelles, nous avons utilisé le **Modèle Numérique de Terrain** et le **Modèle Numérique de Surface**, permettant de déduire le **Modèle Numérique d'Élévation** (MNS-MNT=Sursol). Le Sursol traduit ainsi l'occupation du sol avec la présence de grands arbres, de buissons, etc. représentatifs de l'état de friche.

Après avoir appliqué une nouvelle fois la *Statistique de Zone*, nous avons pu attribuer les caractéristiques de zone à chaque parcelle.

L'indice d'humidité (NDWI) semble être un dernier paramètre intéressant pour identifier les friches, calculé à partir des données de Sentinel-2. En effet, l'état de sécheresse d'une zone par rapport à une autre pourrait caractériser son manque d'entretien et son abandon.

Cette première étape de traitement nous a permis d'aboutir à une classification des friches de la zone de Mane en entraînant notre modèle sur les parcelles possédant une vérité terrain. La matrice de confusion renseigne de la précision et du rappel du modèle.

Nous appliquons ensuite notre modèle à l'ensemble des friches de la zone. Nous obtenons un fichier « Predict.txt » renseignant pour chaque numéro d'identification de parcelle obtenu par concaténation *code et numéro de zone*, le stade de la friche calculé en fonction des diverses dimensions.

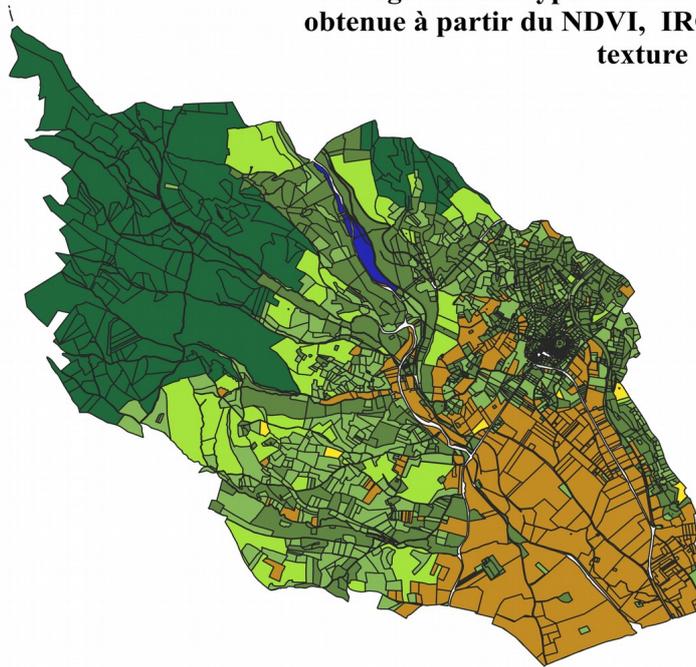


*Récapitulatif des phase de traitement du Machine Learning*

## 2. Résultats et analyse

### Premier résultat sur Mane

Cartographie des types de friche sur la ville de Mane  
obtenue à partir du NDVI, IRC, MNS, MNT, sursol,  
texture



Carte Friche ville de Mane

- Friche type 1
- Friche type 2
- Friche type 3
- Friche type 4
- Forêt
- Champs, cultures
- eau

0 500 1000 m



		Prédiction						
Matrice Maneler		Type1	Type2	Type3	Type4	Forêt	Champs et cultures	Eau
Vérification terrain	Type1	0	1	0	0	0	0	0
	Type2	0	1	3	0	0	0	0
	Type3	0	1	6	4	0	2	0
	Type4	0	0	4	7	0	2	0
	Forêt	0	0	0	1	24	0	0
	Champs et cultures	0	0	0	0	0	15	0
	Eau	0	0	0	0	0	0	3

classification report non weighted:  
precision : 0.595382687488  
rappel : 0.601428571429  
fscore : 0.595599646452

-----  
overall accuracy :  
0.756756756757

-----  
Importance des attributs :

1 33 0.0482367814409  
2 14 0.0439147478786  
3 15 0.0438896073548  
4 37 0.0402138886944  
5 39 0.0379727276545

Pour ce premier traitement nous avons utilisé les indicateurs suivants : NDVI, ortho IRC, MNS, MNT sursol et la texture. Le rendu final représenté dans QGIS semble pertinent : nous avons que certaines zones caractérisées comme « friche », avec des zones de forêt, culture et cours d'eau.

Nous avons obtenu la matrice de confusion ci-dessus : elle est quasi-diagonale. Nous avons cependant constaté que nos friches de type 1 n'étaient jamais détectées. Le niveau 1 est particulièrement difficile à identifier compte tenu de sa faible présence en vérité terrain ; sur place il est de toute façon difficile à juger de l'abandon d'un terrain sur une période courte ( stade 1 sans buisson ni ligneux) ou s'il s'agit d'un simple état de repos (terrain laissé en jachère). Les friches 1 se confondent donc facilement avec les champs cultivés en classe 6... Les friches de type 2 sont peu reconnues pour les mêmes raisons . Mais les friches de stade 3 et 4 commencent à être de mieux en mieux reconnues (rappel proche de 50%). La forêt (classe5), les champs cultivés (classe 6) et l'eau (classe 7) ont été très bien détectés avec un rappel avoisinant les 100 %.

En observant l'importance des attributs dans l'évaluation du modèle, les dimensions du MNT, MNS et Sursol sont prépondérantes sur les autres. Nous avons pu supprimer quelques paramètres vraiment peu significatifs faussant le calcul (paramètres ayant par exemple la même valeur pour quasiment toutes les parcelles comme la texture IRC ou la somme de la radiométrie des pixels).

Cependant nous disposons de plus de 80 dimensions (radiométrie avec moyenne, écart type, etc sur plusieurs bandes...). Il y a peu de paramètres vraiment non significatifs, l'ordre d'importance variant à chaque lancement de Random Forest avec une nouvelle matrice de confusion. Chaque paramètre a en effet un poids d'environ 1 % ou moins....

## Voies d'amélioration

Nous sommes à présent capable de « prédire » la présence de friches sur la zone d'intérêt. Cependant, par définition, une friche est une zone agricole laissée à l'abandon. Un terrain apparemment abandonné en zone naturelle ou urbanisée n'est donc pas à prendre en compte.

Pour affiner notre modèle de détection, nous avons donc procédé à une analyse spatiale en nous appuyant sur le Registre Parcellaire Graphique (RPG) renseignant les parcelles destinées à la production agricole avec les différents types de cultures associés.

Pour Gordes et Oppède nous avons également à notre disposition le Plan Local d'Urbanisme indiquant les différents types de zones de la région : agricole, naturelle, urbaine, à urbaniser...

A partir de ces données, il est ensuite possible de créer des masques d'intersection. Les parcelles détectées comme des « friches potentielles » se trouvant en zone agricole peuvent alors être considérées comme des « friches réelles ».

Il est également possible de réaliser une étude temporelle sur l'évolution des terrains. En observant la façon dont certaines zones ont été délaissées jusqu'à aujourd'hui, il est possible de caractériser des parcelles « à risque » pouvant faire l'objet d'un abandon volontaire ou non par leur propriétaire.

Nous pouvons en effet que des parcelles agricoles à proximité de zones urbanisées peuvent être laissées à l'abandon afin de changer de statuts : un terrain bâtissable à un prix de vente au mètre carré bien plus élevé

## Utilisation du MNS Historique

Grâce au travail de Sébastien Giordano, nous avons eu accès au MNS historique datant de 1974 sur la région de Forcalquier et donc de Mane, ce qui nous permet d'étudier l'évolution des friches entre 1974 et aujourd'hui.

Lorsqu'on s'intéresse aux matrices de confusion des deux résultats (MNShistorique-Sursolhistorique et MNSactuel-Sursolactuel), nous en arrivons à la même conclusion : les friches de types 1 ne sont pas détectées, les types 2 sont moutonnements détectées, alors que les friches de types 3, 4 et les autres catégories (forêt, eau et champs cultivés). Ainsi, seul les friches de type 3, 4 et les autres catégories sont exploitables.

Si nous analysons séparément :

Pour la cartographie actuelle, en sachant que le MNS et le sursol sont les indicateurs les plus pertinents, on remarque que les résultat se rapprochent de la réalité, avec une zone forestière au nord, une zone intermédiaire au centre et finalement, une ouverture sur l'agriculture au sud.

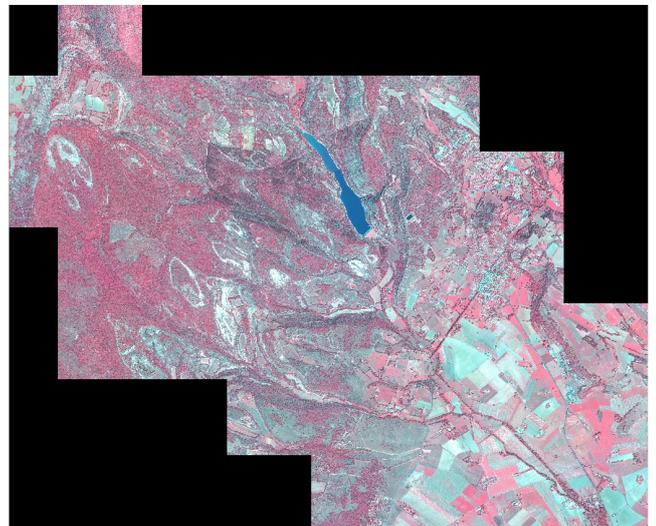
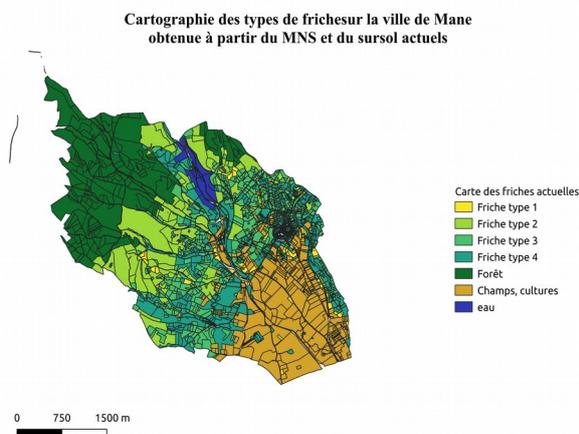
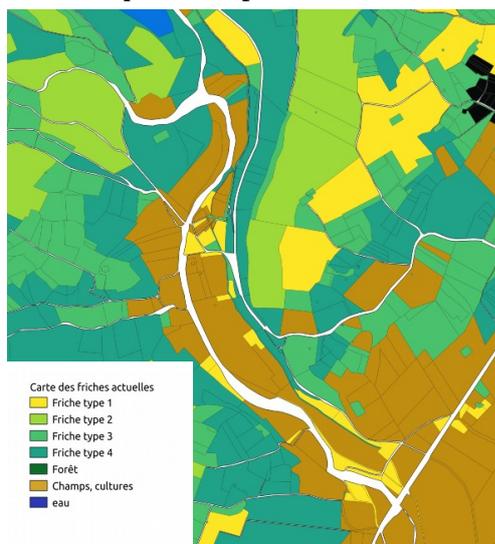


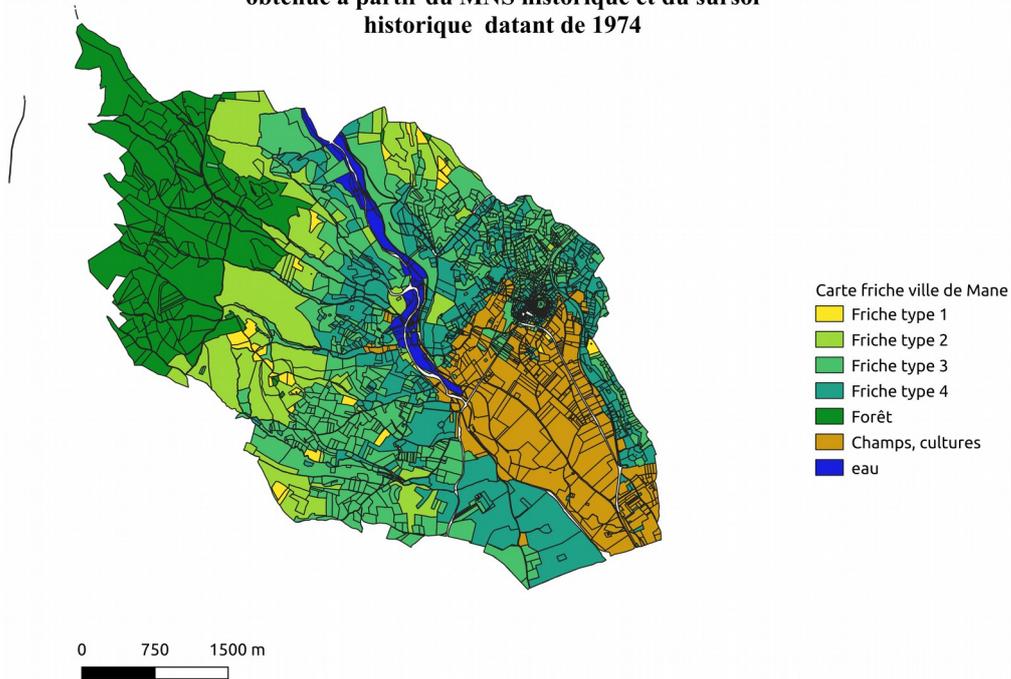
Image IRC Mane

Ensuite, toujours sur la cartographie actuelle, on observe que des champs et cultures ont été détectés, ce qui correspond à la réalité.



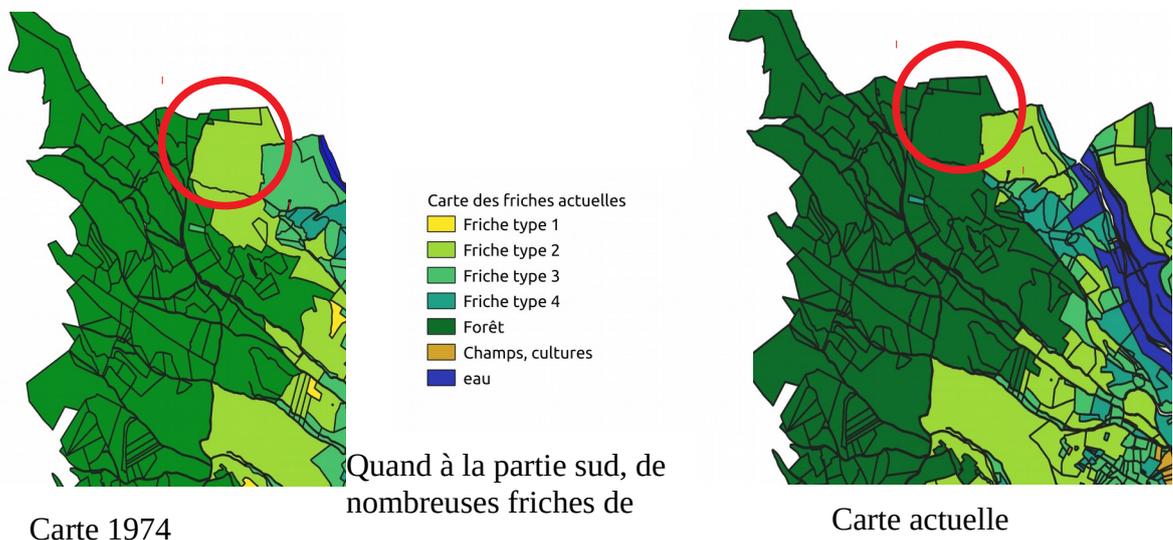
Quand à la cartographie datant de 1974, on peut noter une incohérence sur la détection des zones agricoles qui semblent former un bloc au sud de Mane, alors qu'à l'époque, les cultures étaient beaucoup moins ouvertes.

**Cartographie des types de friche sur la ville de Mane  
obtenue à partir du MNS historique et du sursol  
historique datant de 1974**



Nous pouvons noter que le parcellaire utilisé pour la carte de 1974 correspond à l'actuel.

Ensuite, si nous nous intéressons à l'évolution, on observe qu'entre 1974 et aujourd'hui, une partie des parcelles situées proche de la forêt dans le nord de Mane a évolué de friche type 2 à forêt.

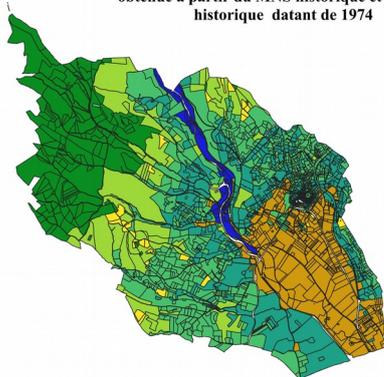


Quand à la partie sud, de nombreuses friches de

type 2 ont évolués en type 3. Malheureusement, n'ayant pas d'ortho-image datant de cette époque, nous ne pouvons pas conclure sur cette dernière observation.

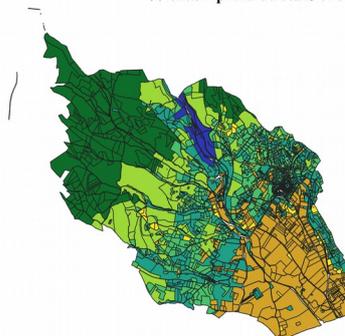
Mais, on remarque que la zone agricole au sud a su se développer, ce qui s'expliquerait par la surface relativement plane et potentiellement bien irriguée par le barrage.

Cartographie des types de friche sur la ville de mane  
obtenue à partir du MNS historique et du sursol  
historique datant de 1974



Carte friche ville de Mane  
Friche type 1  
Friche type 2  
Friche type 3  
Friche type 4  
Forêt  
Champs, cultures  
eau

Cartographie des types de friches sur la ville de Mane  
obtenue à partir du MNS et du sursol actuels



Carte des friches actuelles  
Friche type 1  
Friche type 2  
Friche type 3  
Friche type 4  
Forêt  
Champs, cultures  
eau

Quelques soucis persistent, comme la détection de l'eau : soit elle descend trop en aval (cf première cartographie), soit elle déborde de part et autre du barrage (cf seconde cartographie). Pour résoudre ce problème, il suffirait d'ajouter le NDWI (Normalized Difference Water Index) ou des données RADAR.

		Prédiction						
Matrice MNS_Historique		Type1	Type2	Type3	Type4	Forêt	Champs et cultures	Eau
Vérification terrain	Type1	0	0	1	0	0	0	0
	Type2	0	1	0	1	0	0	0
	Type3	0	1	6	6	0	0	0
	Type4	0	0	0	15	0	0	0
	Forêt	0	0	0	0	14	0	0
	Champs et cultures	0	0	1	4	0	14	0
	Eau	0	0	0	0	0	0	2

Pour résumer, le traitement détecte beaucoup de friches, sans doute plus que la réalité, mais la situation globale des zones frichées est tout à fait explicable par la transition entre agriculture et forêt, ainsi que le relief qui croit du sud vers le nord de la commune.

## Premier résultat sur Gordes et Oppède

Au niveau de Gordes et Oppède, le relevé des friches s'est fait sur tablette, donc nous avons pu obtenir directement une couche avec les parcelles en friches relevées. Nous avons joints cette couche au parcellaire entier des deux communes. Le calcul des différentes dimensions pour obtenir les statistiques de zones à ajouter à la table d'attributs des communes s'est déroulé de la même manière que sur Mane. L'exploitation de ces données devait, en théorie, se dérouler de la même manière aussi. Au niveau de la classification, seuls les différents types de friches ont été pris pour la vérité terrain, donc notre classement final n'est pas réaliste. Le problème ne vient pas de notre modèle donc, mais de l'incapacité de créer les classes forêt, champ cultivé et bâtiment, pour lesquelles nous avons été obligés de créer des masques (forêt et bâtiment) afin des les discriminer par rapport à nos friches.

Le problème ne venant pas du modèle, voici pourquoi notre cartographie n'a pas abouti au résultat escompté :

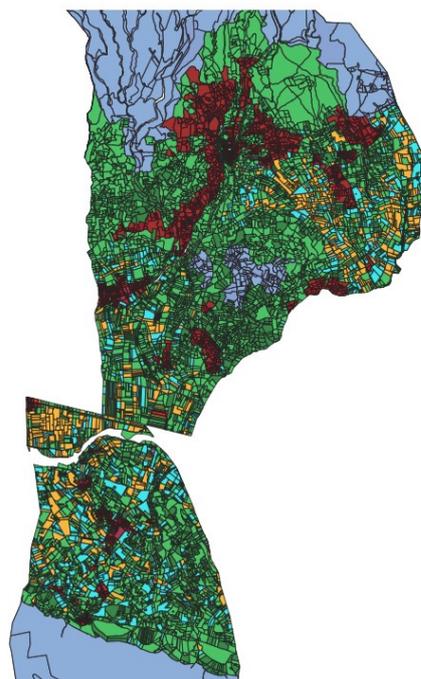
- L'extraction des fichiers en .csv (tables d'attributs des couches sur QGIS) s'est passée correctement. Leur traitement sur excel a posé problème lors de leur utilisation sur Python qui nous envoyait des messages d'erreurs via le Terminal (exemple : les données dans la table d'attributs étaient soit nulles, soit infinies soit trop grande pour le type Float32). Après plusieurs heures de débogage, par manque de temps, nous avons du nous résoudre à prendre les résultats ci-dessous. Ceux-ci découlent d'une stratégie de contournement du problème. Nous avons décidé de créer les masques Forêt et Bâtiment afin de discriminer au moins ces catégories.

Pour palier aux problèmes :

- Il a fallu arrondir les nombres dans les colonnes car ceux-ci contenaient trop de chiffres significatifs. Parallèlement il a fallu changer les points en virgules pour pouvoir effectuer les arrondis, hors les virgules sont des séparateurs de colonnes pour Python, il fallait donc les rechanger en points mais cela faisait buger Python qui n'acceptait plus les commandes.

Grâce à tous ces changements nous avons réussi à obtenir un premier modèle que nous vous présentons ci-dessous. Nous avons alors voulu l'améliorer en ajoutant les classes manquantes et quelques dimensions supplémentaires mais même après construction sur le même modèle de ce tableau, Python retournait la même erreur que précédemment et nous n'avons pas su trouver pourquoi dans le temps imparti. (Nous avons essayé de voir si le problème venait du tableau ou de Python en lui donnant un tableau identique, sur la forme, à celui qui avait marché précédemment et Python l'a refusé également.)

Cartographie des types de friches sur  
Gordes et Oppède



### Analyse de nos résultats :

Le masque pour la forêt a été obtenu grâce aux données du CorineLandCover et le masque des bâtiments grâce au PLU qui nous a été fourni par la Safer. Après comparaison avec les dalles IRC de la zone, nous nous apercevons que ceux-ci sont relativement corrects. N'ayant pas pu rentrer de vérités terrains sur tout ce qui est vergers et champs cultivés le modèle n'a pas pu les discriminer et les a directement classés respectivement en friches de type 3 et type 1.



- ✓  Type 1 et champs cultivés
- ✓  Type 2
- ✓  Type 3 et vergers entretenus
- ✓  Type 4

Comme dit précédemment, ce qui ressemble à une forêt sans en être une dans le PLU a bien été détecté comme friche de type 4. Les vergers cultivés ont été détectés comme friches de type 3. Le type 2 et 1 ont pris avec eux les champs cultivés comme nous ne les avons pas classés dans une catégorie à part.

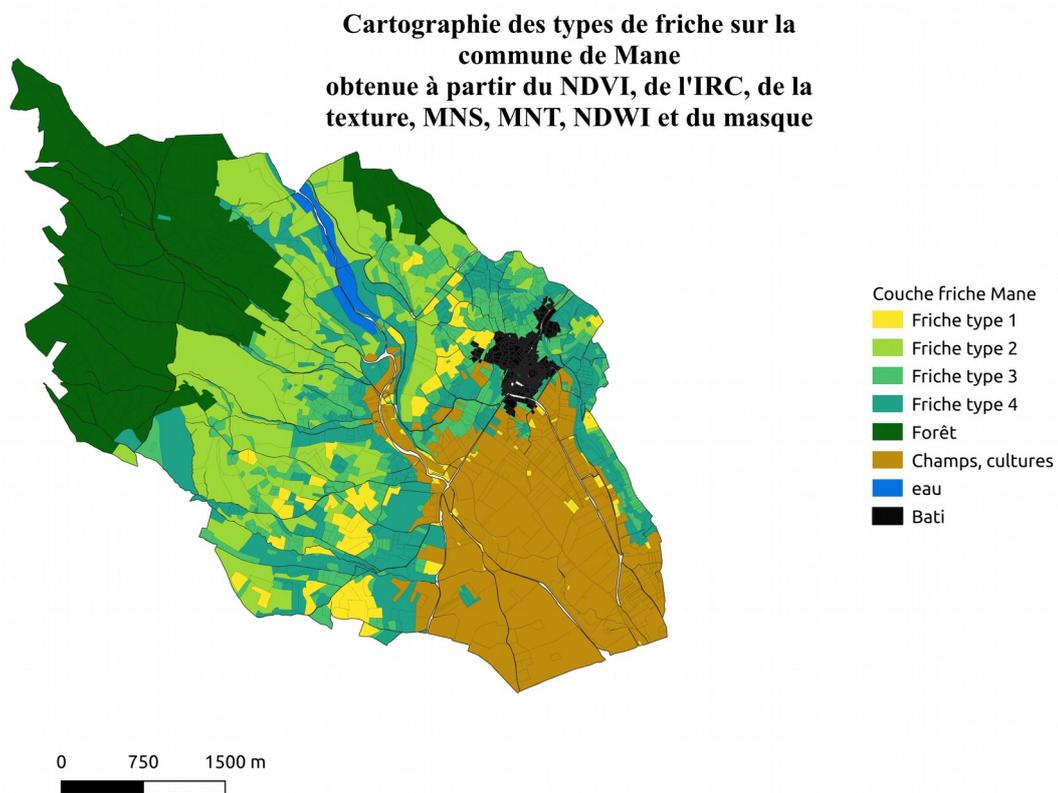
		Prédiction			
		Type1	Type 2	Type 3	Type4
	<u>Matrice Gordes oppède</u>				
Vérification terrain	Type1	18	1	6	0
	Type2	7	18	18	1
	Type3	7	10	87	12
	Type4	0	0	21	20

## Analyse de notre matrice de confusion :

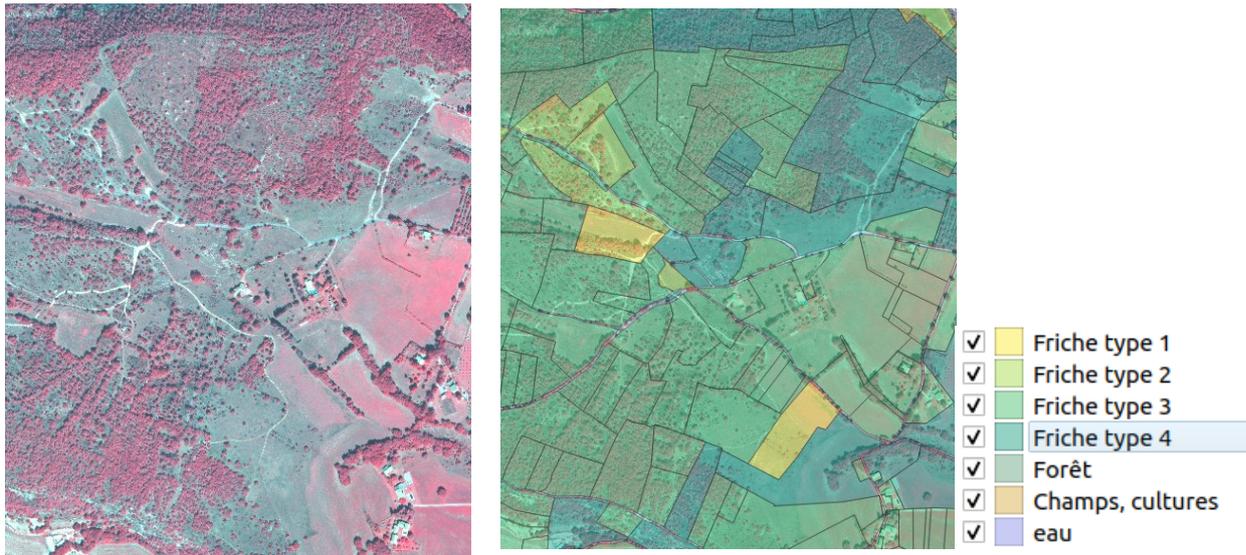
Il suffit de regarder l'Overall Accuracy, de 0,6 pour constater que le modèle n'est effectivement pas optimal. Les précisions sur les classes avoisinent les 50 % pour des rappels similaires ce qui est trop aléatoire pour être considéré comme concluant.

## Résultats

### 1. Résultats finaux



Mane correspondait à notre laboratoire pour l'établissement de notre processus de traitement, il nous a permis, notamment, de déterminer la pertinence des données. Nous avons donc conservé MNS, MNT, Sursol (les plus pertinentes), NDVI, NDWI, IRC et la texture qui était la moins pertinente. Si compare avec l'IRC, on remarque la présence d'une forêt au Nord-Ouest, de champs cultivés au Sud-Est et du barrage de la Laye au Nord. Ces catégories sont bien identifiées par notre traitement.



Au niveau des friches, celles-ci se concentrent au centre de la zone et leur identification s’est bien déroulée à en juger par la comparaison entre la couche et l’IRC ainsi que par la matrice de confusion (en annexe).

Pour mettre en relief le bâti, nous avons utilisé le CorineLandCover qui nous a permis de construire une couche qui discriminait le bâti pour pouvoir appliquer notre modèle de traitement sur le reste de la zone. A la fin du traitement nous avons rajouté la couche contenant uniquement le bâti. Ce procédé visait à optimiser nos résultats.

Gordes et Oppède correspondaient à la zone de test pour notre modèle. Ce test s’est révélé pertinent selon le principe car les résultats ne sont pas aberrants mais restent perfectibles en rajoutant obligatoirement des vérités terrain pour identifier les champs cultivés et les vergers entretenus afin de les différencier respectivement des friches de type 1 et de type 3. L’identification de la forêt et du bâti a, elle aussi, été réalisée grâce à des masques.

## 2. Discussion

### Apports et limites de nos outils :

Les outils de la télédétection répondent à des ordres binaires et se heurtent, tout comme le Machine Learning, aux limites de l’apprentissage supervisé. La machine ne peut pas encore rivaliser avec l’œil et le cerveau humain en matière de reconnaissance d’objet. Nous avons pu observer ce phénomène avec le problème des parcelles arboricoles abandonnées : le manque d’entretien est une notion complexe à définir et donc à apprendre à la machine.

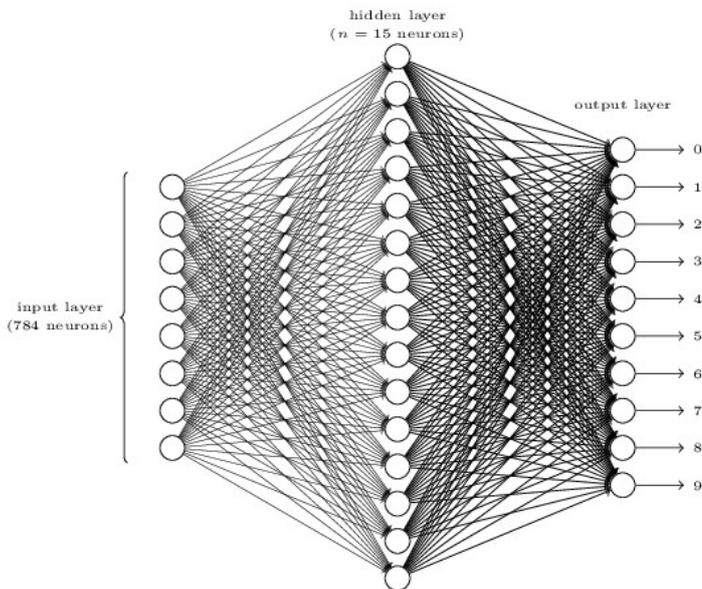
De plus, la télédétection est d'autant plus efficace quand elle travaille sur des images à petite échelle, à plus grande échelle l'œil humain est nettement plus performant. Le travail à petite échelle signifierait un plus grand nombre d'images par zone et donc un temps de traitement accru. La détection automatique est efficace pour détecter les structures et textures dans l'image grâce à un processus de filtrage (gradient, Laplacien) mais aussi statistiques (matrice de cooccurrence).

### 3. Pour aller plus loin : le Deep Learning

#### Le Deep Learning, qu'est ce que c'est ?

Comme nous avons pu le voir jusqu'ici, la détection de friches reste complexe, que ce soit dans la phase de traitement avec le Machine Learning, mais également physiquement sur le terrain. De nombreux paramètres sont en effet à prendre en compte : proximité des habitations, nature cadastrale de la parcelle...

Une autre méthode pouvant être mise en place pour compléter, faciliter et améliorer la détection des friches est une méthode de Deep Learning. Il s'agit de mettre en place un réseau de neurone qui pourrait identifier la nature d'un terrain (friche ou non et son état d'avancement) à partir d'images Street View.



Structure d'un réseau de neurone

Contrairement au Machine Learning où l'opérateur peut choisir les diverses dimensions à mobiliser, le Deep Learning est totalement autonome. Pour mettre en place une telle reconnaissance, il est nécessaire de passer par une phase d'apprentissage de notre réseau. Pour cela, nous avons utilisé des photos (de friches, de champs labourés ou non, de forêts, de prairies) prises par nous même sur le terrain.

#### Mise en place : code python

Le scripte permettant la mise en place de notre réseau de neurone pour la détection des friches s'est appuyé sur un code existant, permettant la reconnaissance de chiffres écrit manuellement (d'après le travail de Mickeal Nielsen, [Neural Networks and Deep Learning](#))

Le code est découpé en trois fichiers pyton (*cf livrable*) :

- *loader.py* : fonctions de chargement des données
- *network.py* : fonctions de création et entraînement du réseau
- *main\_network.py* : Main d'exécution

Nos images ont été redimensionnée en 28\*28pixels avec le scripte de *redim\_image.py*

Concernant le chargement des données pour la phase d'apprentissage (*training\_data*), il s'agit d'un tuple contenant :

- un vecteur avec les images chargées en 28\*28 px
- un vecteur avec le strate de la friche représenté sur l'image de même indice.

Compte tenu de la complexité des images pour bien différencier les strates et le nombre de photos Street view à notre disposition, nous nous sommes limité à apprendre à notre réseau à détecter seulement les friches de niveau 2 et 3.

Découper une image en plusieurs petites images ne semblait pas être une solution optimale pour augmenter le nombre d'échantillon au vu de la non homogénéité d'une friche : quelques buissons au milieu du champs ne sont pas représentatifs de l'ensemble de la friche...

Notre modèle possède actuellement 4 classes

La fonction *photo\_classif* permet de prendre en paramètre une image que l'on souhaite classifier (au préalable resize en 28\*28 px). Elle renvoie le numéro de classe et la moyenne de sortie du neurone portant cette classe.

### **Résultats**

Nous sommes parvenus à mettre en place notre réseau de neurone et à passer en phase d'apprentissage. Cependant nous n'avons pas assez de données pour faire un modèle extrêmement fin et précis entre un stade 2 et 3 d'enfrichement. Un nombre plus important de données en entrée (de l'ordre de 1 000 images) resterait souhaitable.

Toutefois en rajoutant une classe totalement différente à notre apprentissage (« mer » avec le code d'identification 8), le réseau parvient assez bien à les discerner des classes « friches ».

### **Comparaison approche terrain sur support papier ou numérique :**

En parallèle de notre travail sur les friches, nous avons produit un document de comparaison entre deux méthodes de travail sur le terrain, l'une avec un support papier et l'autre avec une tablette numérique (*cf livrable*).

## **Conclusion :**

Cette étude nous a permis de nous confronter à un projet de recherche et à ses aléas. A partir d'une problématique assez large sur la détection de friches, nous avons été amenés à nous questionner sur les démarches possibles à suivre et à prendre des initiatives. Nous avons donc suivi différentes stratégies qui n'ont pas forcément aboutit. En effet, la zone de Mane sur laquelle nous avons un maximum de données fournit un résultat pertinent. En revanche sur Gordes et Oppède le résultat n'a pas pu être au même degré de performance compte tenu de la contrainte temporelle. Le résultat sur Oppède et Gordes n'ayant pas entièrement aboutit nous avons partiellement pu déterminer la différence de qualité de traitement établit grâce aux deux jeux de données en notre possession.

Finalement, compte tenu du peu de temps qui nous a été imparti et des résultats obtenus, nous pouvons remarquer que la télédétection est une piste prometteuse pour la détection automatique des friches.

## **Remerciement**

Nous remercions la SAFER PACA qui nous a accueilli dans ses locaux du pôle recherche développement de Manosque et qui a partagé avec nous leurs travaux. Nous remercions également Sébastien Giordano qui nous a fourni le MNS historique de 1974.

## Annexe

Matrice de confusion du résultat final pour Mane (avec Masque) :

```
Nb echantillons : 140
Controle du modèle : 40.0%
Entrainement du modèle : 60.0%
-----
1 - Configuration : Full
-----
Matrice de confusion :
[[ 0  0  1  0  0  0  0]
 [ 2  0  0  0  0  0  0]
 [ 0  0  4  7  0  0  0]
 [ 0  0  3 10  0  0  0]
 [ 0  0  0  0 13  0  0]
 [ 0  0  0  1  0 13  0]
 [ 0  0  0  0  0  0  2]]
-----label-----
classification report sample weighted:
      precision    recall  f1-score   support

 1.0         0.00      0.00      0.00         1
 2.0         0.00      0.00      0.00         2
 3.0         0.50      0.36      0.42        11
 4.0         0.56      0.77      0.65        13
 5.0         1.00      1.00      1.00        13
 6.0         1.00      0.93      0.96        14
 7.0         1.00      1.00      1.00         2

 avg / total         0.75      0.75      0.74        56
-----
classification report non weighted:
precision : 0.579365079365
rappel   : 0.580205508777
fscore   : 0.575596697838
-----
overall accuracy :
0.75
```

Matrice de confusion du résultat Mane\_MNShistorique :

```
Matrice de confusion :
[[ 0  0  1  0  0  0  0]
 [ 0  1  0  1  0  0  0]
 [ 0  1  6  6  0  0  0]
 [ 0  0  0 15  0  0  0]
 [ 0  0  0  0 14  0  0]
 [ 0  0  1  4  0 14  0]
 [ 0  0  0  0  0  0  2]]
-----label-----
classification report sample weighted:
      precision    recall  f1-score   support

 1.0         0.00      0.00      0.00         1
 2.0         0.50      0.50      0.50         2
 3.0         0.75      0.46      0.57        13
 4.0         0.58      1.00      0.73        15
 5.0         1.00      1.00      1.00        14
 6.0         1.00      0.74      0.85        19
 7.0         1.00      1.00      1.00         2

avg / total         0.82      0.79      0.78        66
-----
classification report non weighted:
precision : 0.68956043956
rappel   : 0.671197223829
fscore   : 0.664517248141
-----
overall accuracy :
0.787878787879
```

Matrice de confusion du résultat Mane\_MNS actuel :

```
Matrice de confusion :
[[ 0  0  1  0  0  0  0]
 [ 0  1  0  1  0  0  0]
 [ 0  1  6  6  0  0  0]
 [ 0  0  0 15  0  0  0]
 [ 0  0  0  0 14  0  0]
 [ 0  0  1  4  0 14  0]
 [ 0  0  0  0  0  0  2]]
-----label-----
classification report sample weighted:
      precision    recall  f1-score   support

 1.0         0.00      0.00      0.00         1
 2.0         0.50      0.50      0.50         2
 3.0         0.75      0.46      0.57        13
 4.0         0.58      1.00      0.73        15
 5.0         1.00      1.00      1.00        14
 6.0         1.00      0.74      0.85        19
 7.0         1.00      1.00      1.00         2

 avg / total         0.82      0.79      0.78        66
-----
classification report non weighted:
precision : 0.68956043956
rappel   : 0.671197223829
fscore   : 0.664517248141
-----
overall accuracy :
0.787878787879
```