Techniques numériques de traitement de l'information

Introduction à la télédétection

2019

Institut National Polytechnique de Toulouse (INPT)
Ecole Nationale Supérieure Agronomique (ENSAT)
UMR 1201 DYNAFOR INRA - INPT/ENSAT
nicolas.karasiak@inra.fr

Rappels

Définition

Télédétection aérospatiale

Bases physiques de la télédétection

Image numérique de télédétection

Image numérique

Caractéristiques des images de télédétection

Signatures spectrales des surfaces naturelles

Végétation

Eau

Traitements numériques

Néo-canaux

Classification supervisée

Rappels

Définition

Télédétection aérospatiale

Bases physiques de la télédétection

Image numérique de télédétection

Image numérique

Caractéristiques des images de télédétection

Signatures spectrales des surfaces naturelles

Végétation

Eau

Traitements numériques

Néo-canaux

Classification supervisée

Définition

Télédétection aérospatiale (Robin, 1995)

L'objet de la télédétection est de fournir des informations sur les paysages sous la forme de données images, en utilisant le rayonnement électromagnétique comme véhicule de ces informations.

Elle permet :

- la mise à jour et le suivi des paysages dans des zones bien cartographiées,
- une première cartographie dans les régions peu ou mal cartographiées.

Robin, M. (1995). *La télédétection : des satellites aux systèmes d'information géographiques*. Nathan.

Rappels

Définition

Télédétection aérospatiale

Bases physiques de la télédétection

Image numérique de télédétection

Image numérique

Caractéristiques des images de télédétection

Signatures spectrales des surfaces naturelles

Végétation

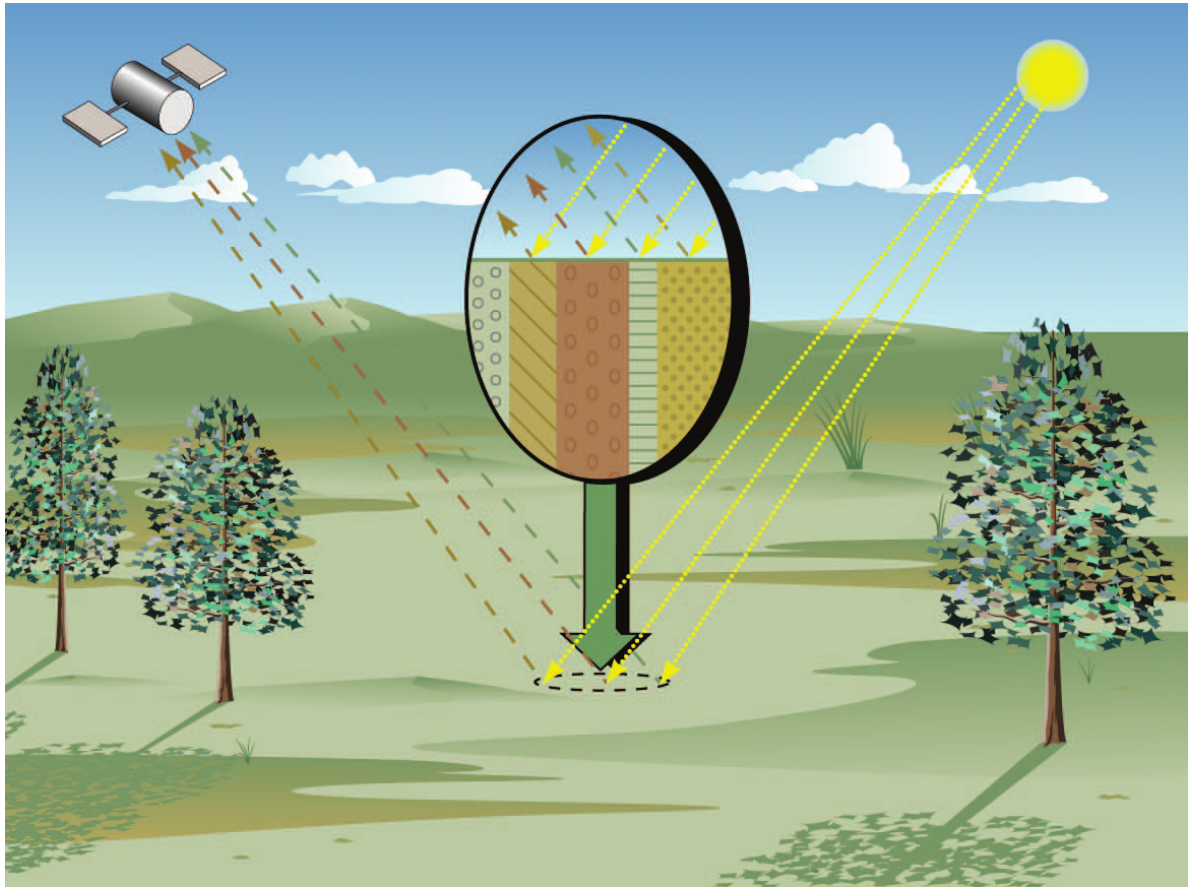
Eau

Traitements numériques

Néo-canaux

Classification supervisée

Processus d'acquisition

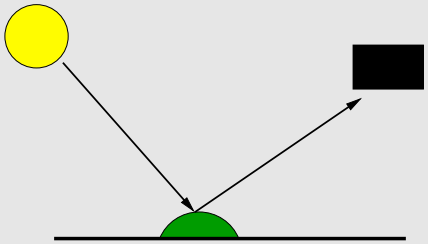


KESHAVA, N. et J. F. MUSTARD (2002). "Spectral unmixing". In : *IEEE signal processing magazine* 19.1, p. 44-57.

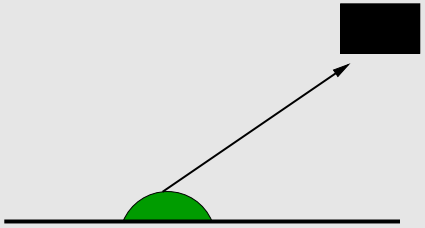
Différents types de télédétection

Passive

Rayonnement solaire (UV $\longrightarrow$ IR proche)

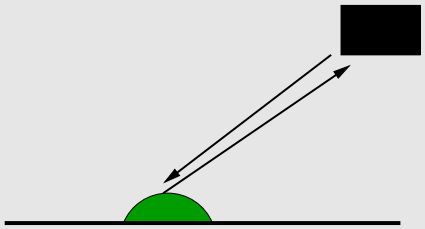


Radiation propre (IR thermique)



Active

Rétrodiffusion d'un signal radar (micro-ondes)



Rappels

Définition

Télédétection aérospatiale

Bases physiques de la télédétection

Image numérique de télédétection

Image numérique

Caractéristiques des images de télédétection

Signatures spectrales des surfaces naturelles

Végétation

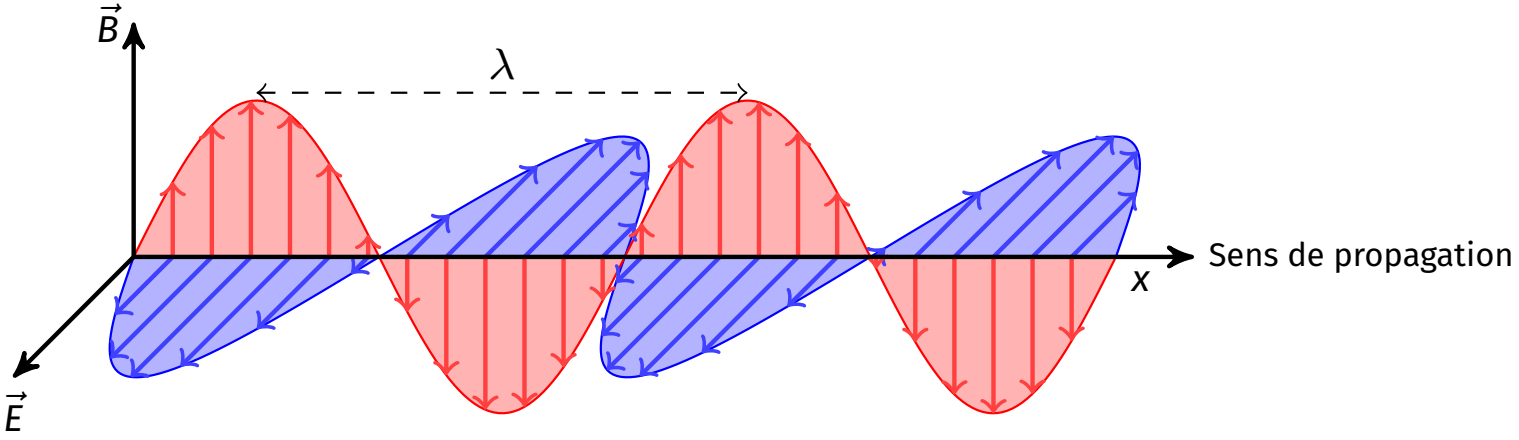
Eau

Traitements numériques

Néo-canaux

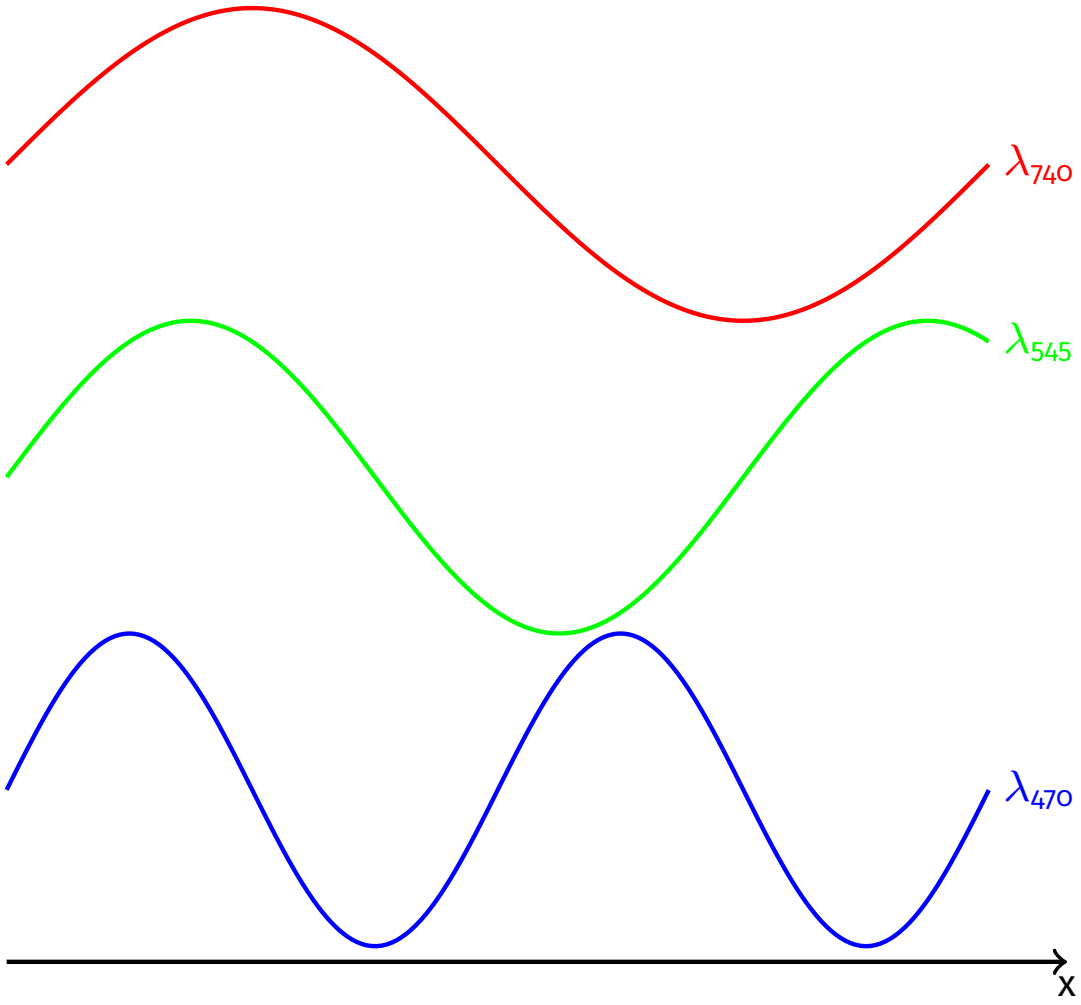
Classification supervisée

Onde électromagnétique

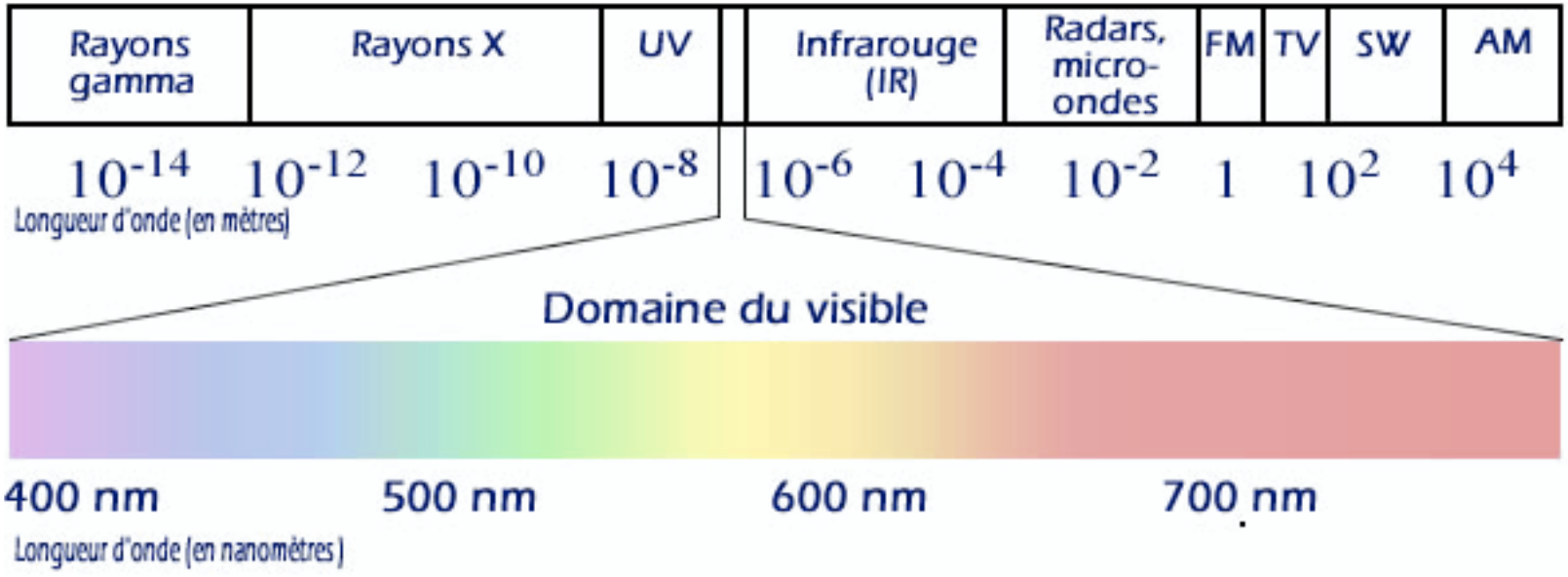


- Une onde électromagnétique est une perturbation des champs électrique et magnétique qui se propage dans l'espace,
- $\vec{E}$: le champ électrique ; $\vec{B}$: le champ magnétique,
- λ : la longueur d'onde. C'est la distance minimale entre 2 points de l'espace atteints par l'onde et pour lesquels $\vec{E}$ et $\vec{B}$ retrouvent les mêmes valeurs,
- c : vitesse de propagation (dans le vide 3.10^8),
- fréquence : $\nu = \dfrac{c}{\lambda}$.

Onde électromagnétique

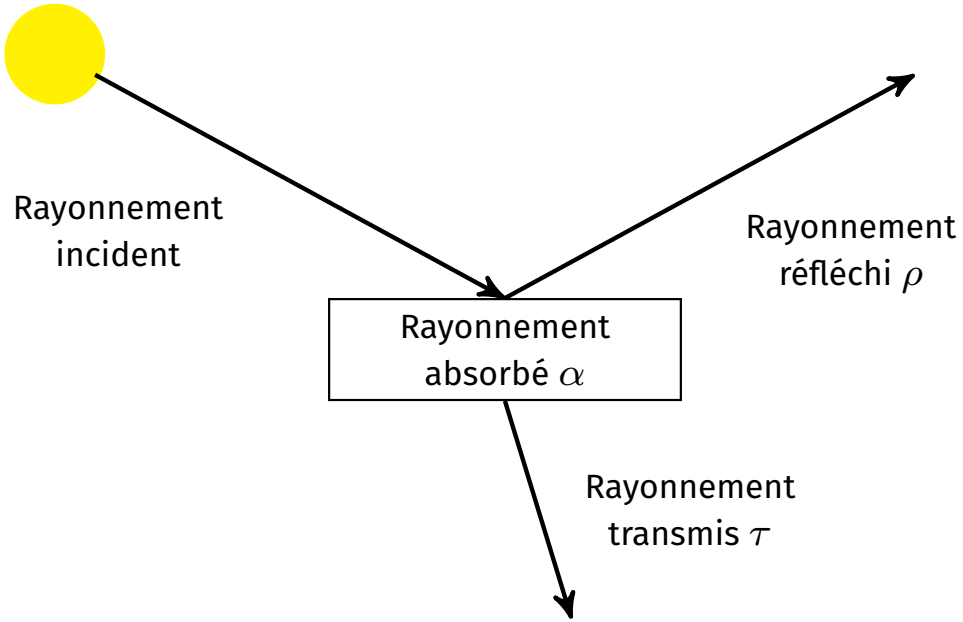


Spectre électromagnétique



- **Définition** : le spectre électromagnétique représente l'ensemble des longueurs d'ondes.
- 4 types d'émission électromagnétique pour une surface :
  - rayonnement d'origine naturelle (Soleil) : visible et proche-infrarouge (*télédétection passive*),
  - rayonnement à la fois émis et réfléchi : moyen infrarouge,
  - rayonnement émis : infrarouge thermique,
  - rayonnement d'origine artificielle (p. e. : radar) : hyper-fréquence (*télédétection active*).

Interaction entre une onde électromagnétique et un matériau



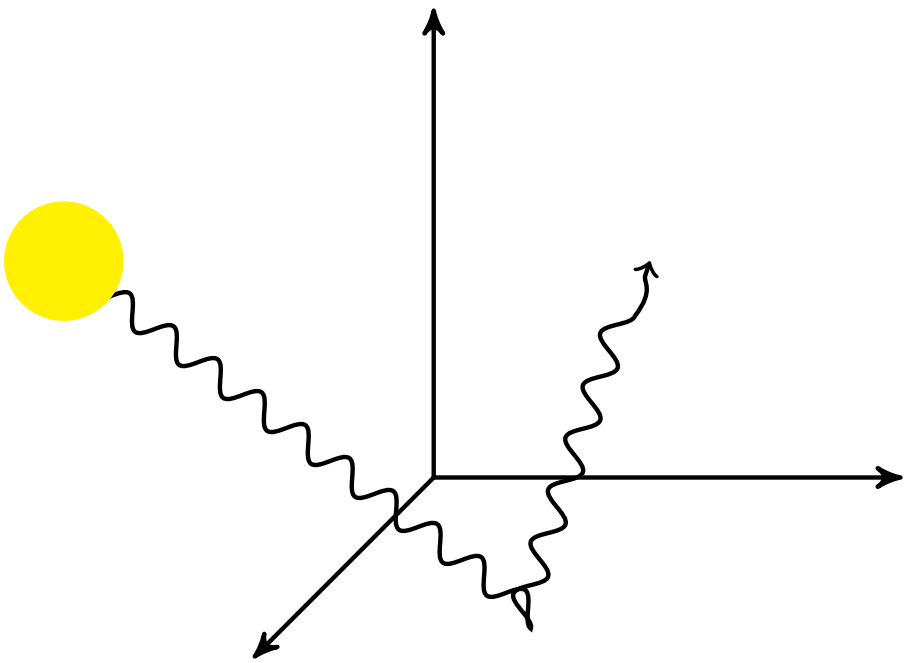
Absorption, réflexion et transmission (Bonn et Rochon, 1992).

- l'absorbance α quantifie la part de l'énergie incidente absorbée par l'objet,
- la transmittance τ évalue la part de le l'énergie incidente qui va traverser l'objet sans être altérée,
- la réflectance ρ mesure la quantité d'énergie renvoyée par la surface.

$$\alpha + \rho + \tau = 1$$

Bonn, F. J. et G. Rochon (1992). *Précis de télédétection*. Universités francophones. Sillery, Québec : Presses de l'Université du Québec. ISBN : 978-2-7605-0613-8 978-2-7605-0888-0 978-2-7605-1145-3 978-2-7605-1485-0.

Réflectance bidirectionnelle



Réflectance : c'est une mesure de la capacité d'une surface à réfléchir l'énergie incidente.

$$\rho(\lambda, \text{pos. capteur}, \text{pos. soleil}) = \frac{\text{Énergie réfléchie}}{\text{Énergie reçue}}$$

Spectre de réflectance

Spectre de réflectance ou signature spectrale : « *Carte d'identité radiométrique d'un objet* ».

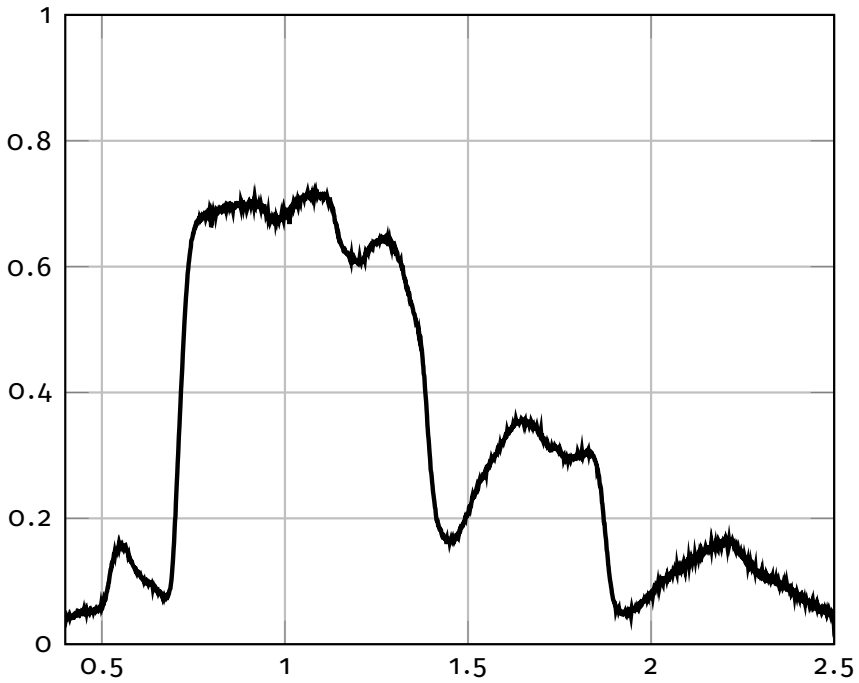
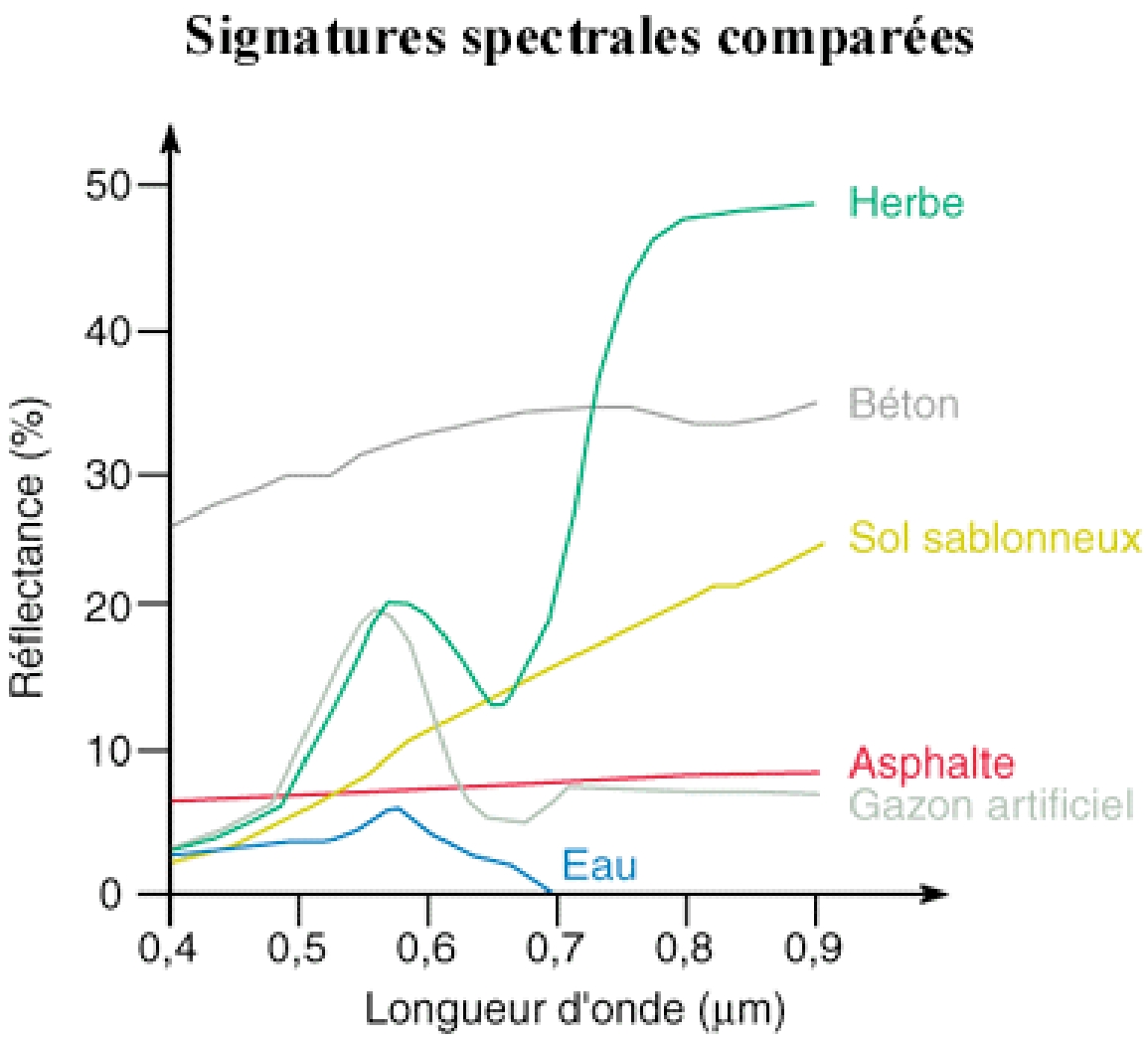


FIGURE 1 – Réflectance du Chêne. Axe des abscisses : longueurs d'onde [µm]. Axe des ordonnées : réflectance [-].

Exemples de réflectances



Rappels

Définition

Télédétection aérospatiale

Bases physiques de la télédétection

Image numérique de télédétection

Image numérique

Caractéristiques des images de télédétection

Signatures spectrales des surfaces naturelles

Végétation

Eau

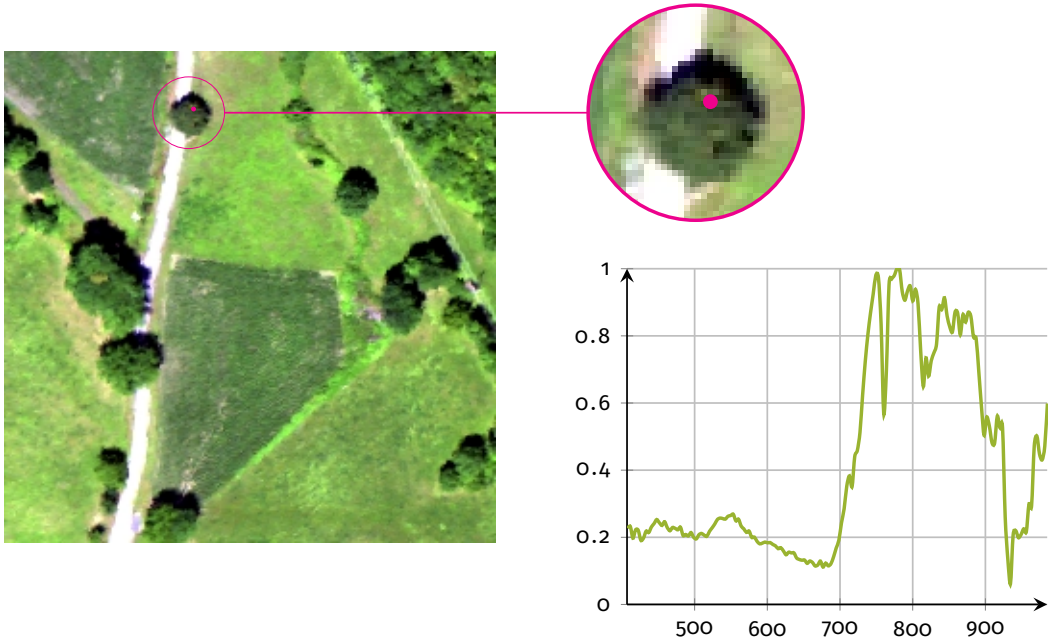
Traitements numériques

Néo-canaux

Classification supervisée

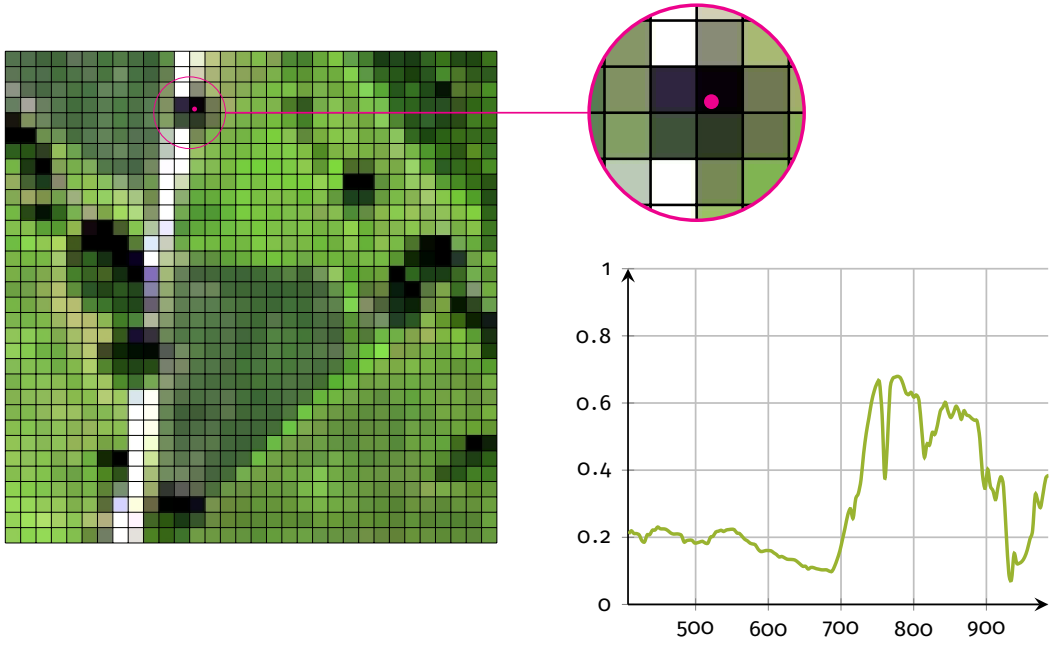
Passage du continu au discret

Une image numérique de télédétection correspond à un échantillonnage spatial, spectral et temporel d'un paysage.



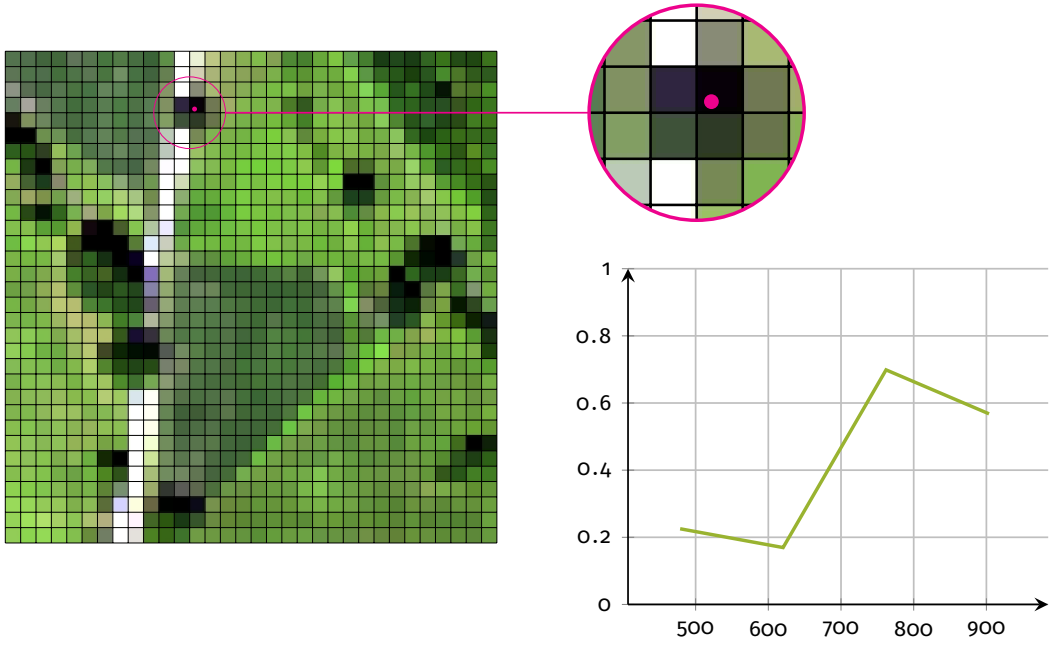
Passage du continu au discret

Une image numérique de télédétection correspond à un échantillonnage spatial, spectral et temporel d'un paysage.



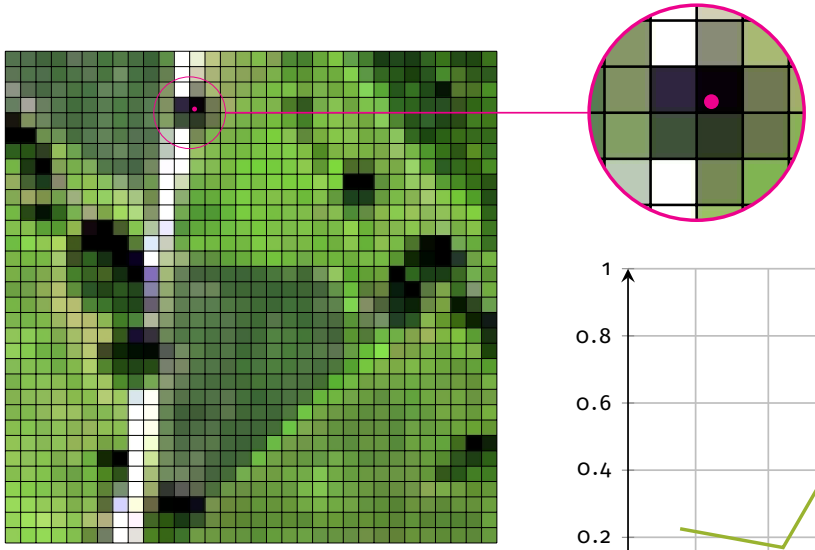
Passage du continu au discret

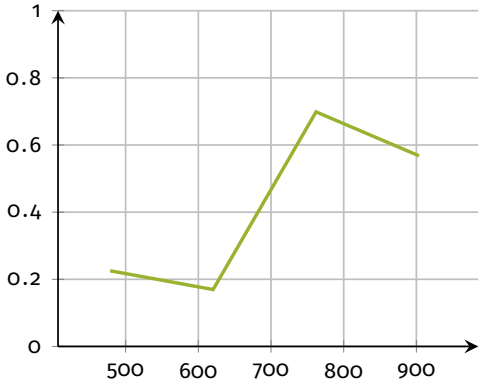
Une image numérique de télédétection correspond à un échantillonnage spatial, spectral et temporel d'un paysage.

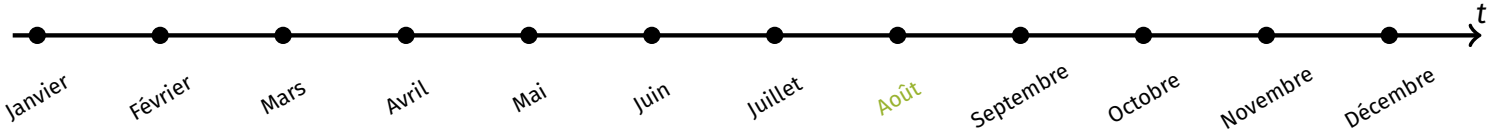


Passage du continu au discret

Une image numérique de télédétection correspond à un échantillonnage spatial, spectral et temporel d'un paysage.







Rappels

Définition

Télédétection aérospatiale

Bases physiques de la télédétection

Image numérique de télédétection

Image numérique

Caractéristiques des images de télédétection

Signatures spectrales des surfaces naturelles

Végétation

Eau

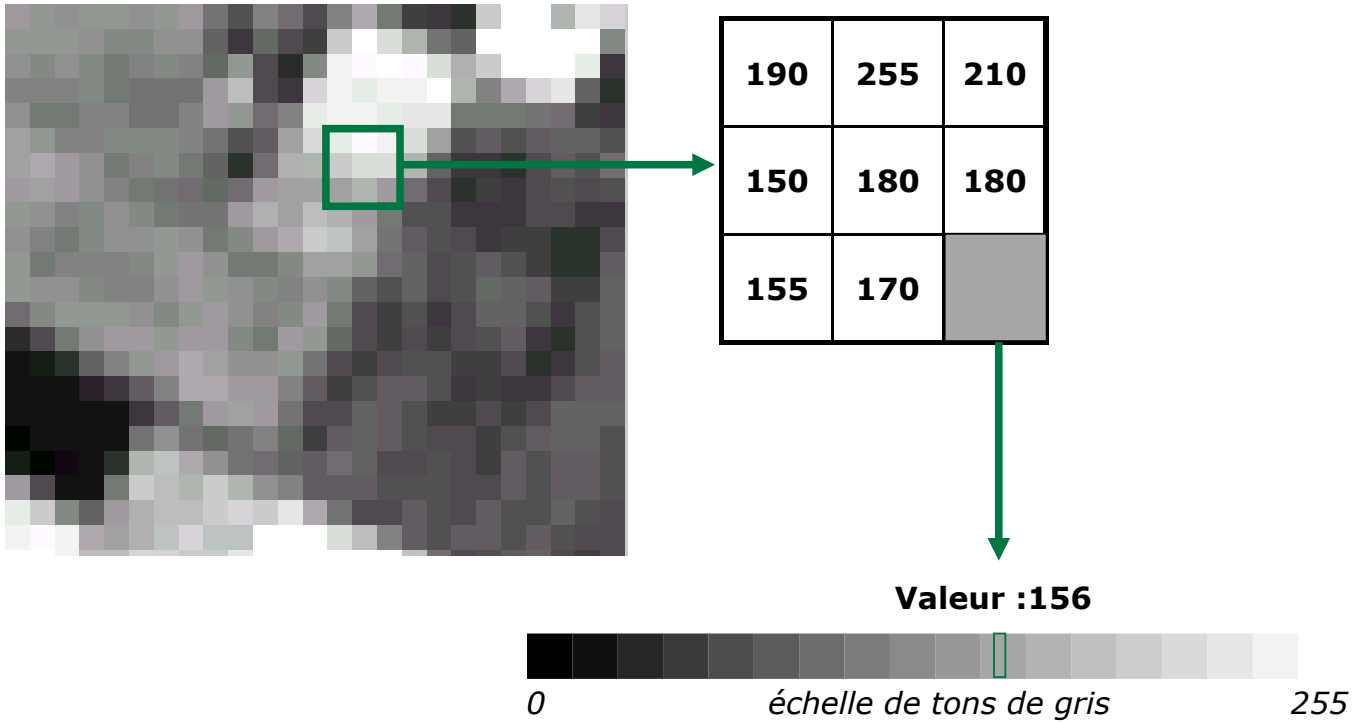
Traitements numériques

Néo-canaux

Classification supervisée

Image numérique en niveau de gris

Une image numérique est composée de « pixels »



Chaque pixel a :

- une valeur ou intensité,
- une position,
- une taille.

Rappels

Définition

Télédétection aérospatiale

Bases physiques de la télédétection

Image numérique de télédétection

Image numérique

Caractéristiques des images de télédétection

Signatures spectrales des surfaces naturelles

Végétation

Eau

Traitements numériques

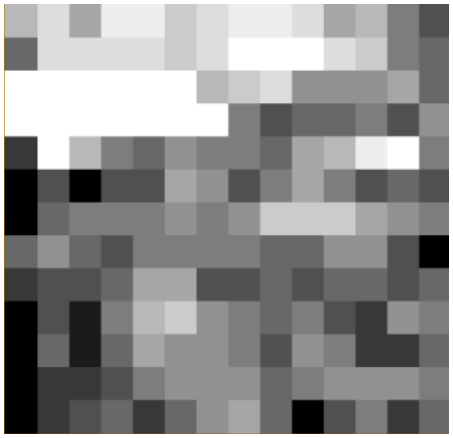
Néo-canaux

Classification supervisée

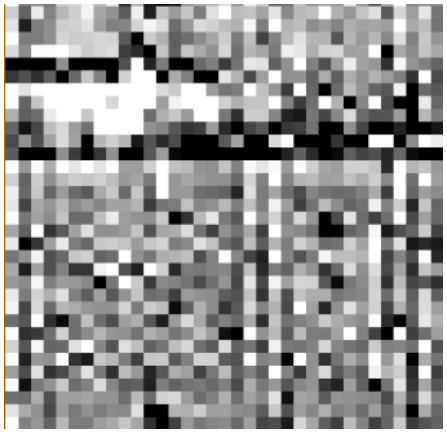
Résolution spatiale

Aptitude à distinguer deux objets rapprochés

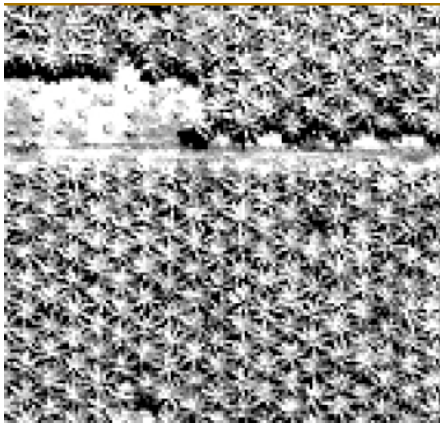
SPOT XS

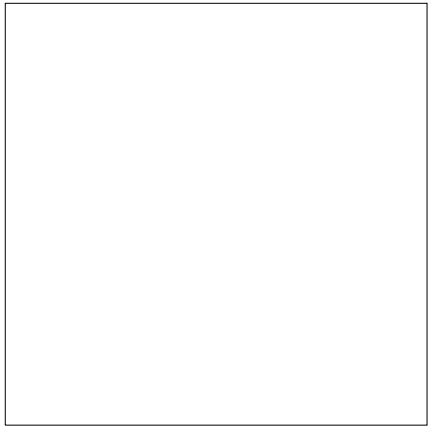


Quickbird MS

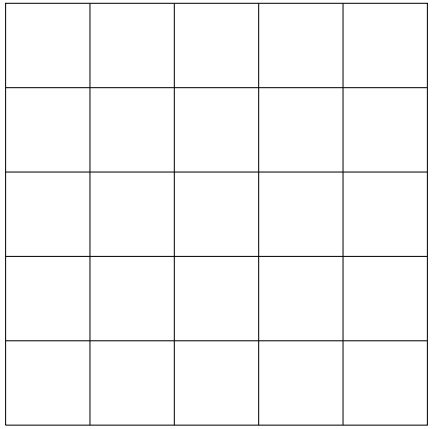


Ikonos Pan

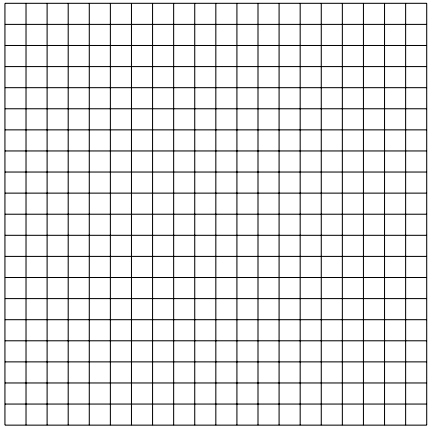




SPOT XS (20m)



Quickbird MS (4m)



Ikonos Pan (1m)

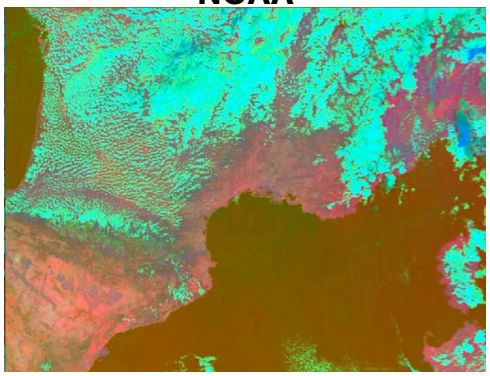
Résolution spatiale vs Couverture spatiale

Couverture spatiale

Grandeur de la zone observée

NOAA

560km



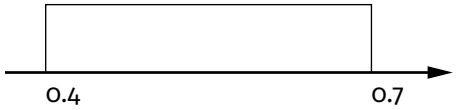
SPOT

60km

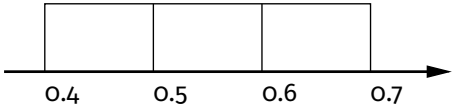
Quickbird

Résolution spectrale

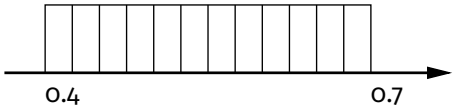
- Plus petite largeur de la bande spectrale enregistrée par la capteur
- Résolution spatiale et spectrale sont liées
- Image panchromatique (une bande) :

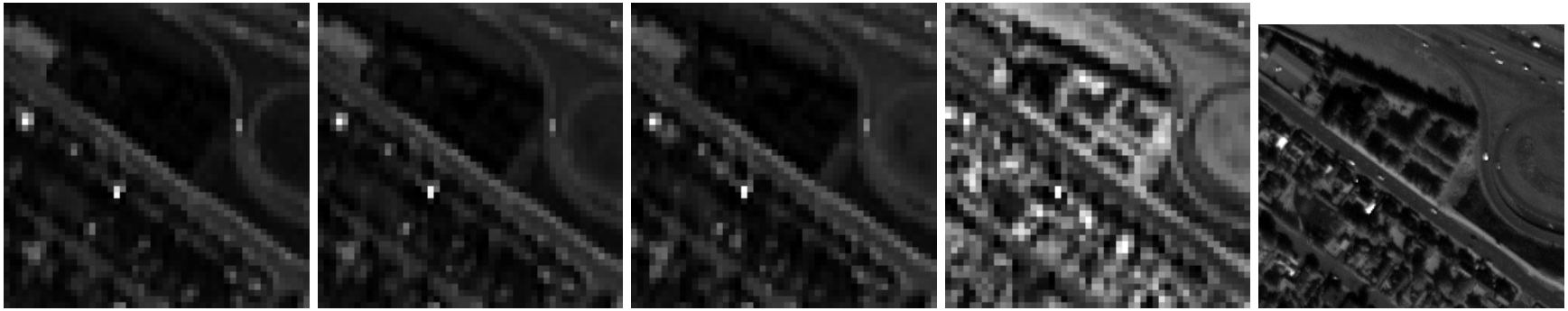


- Image multispectrale (quelques bandes) :



- Image hyperspectrale (centaines de bandes) :





Résolution spectrale

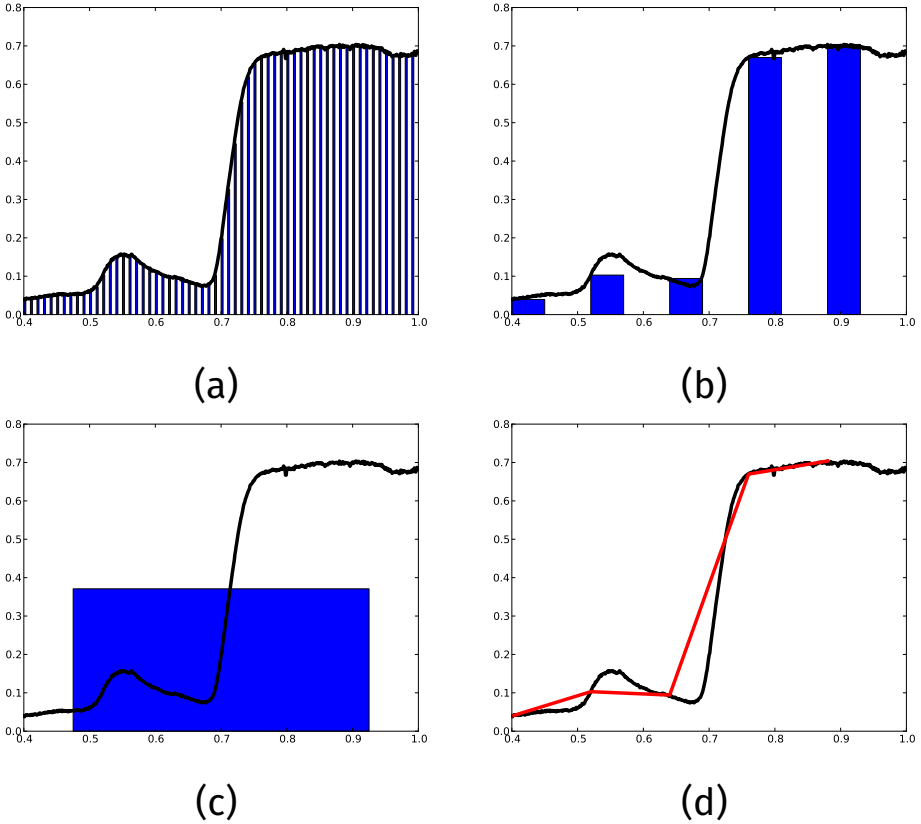
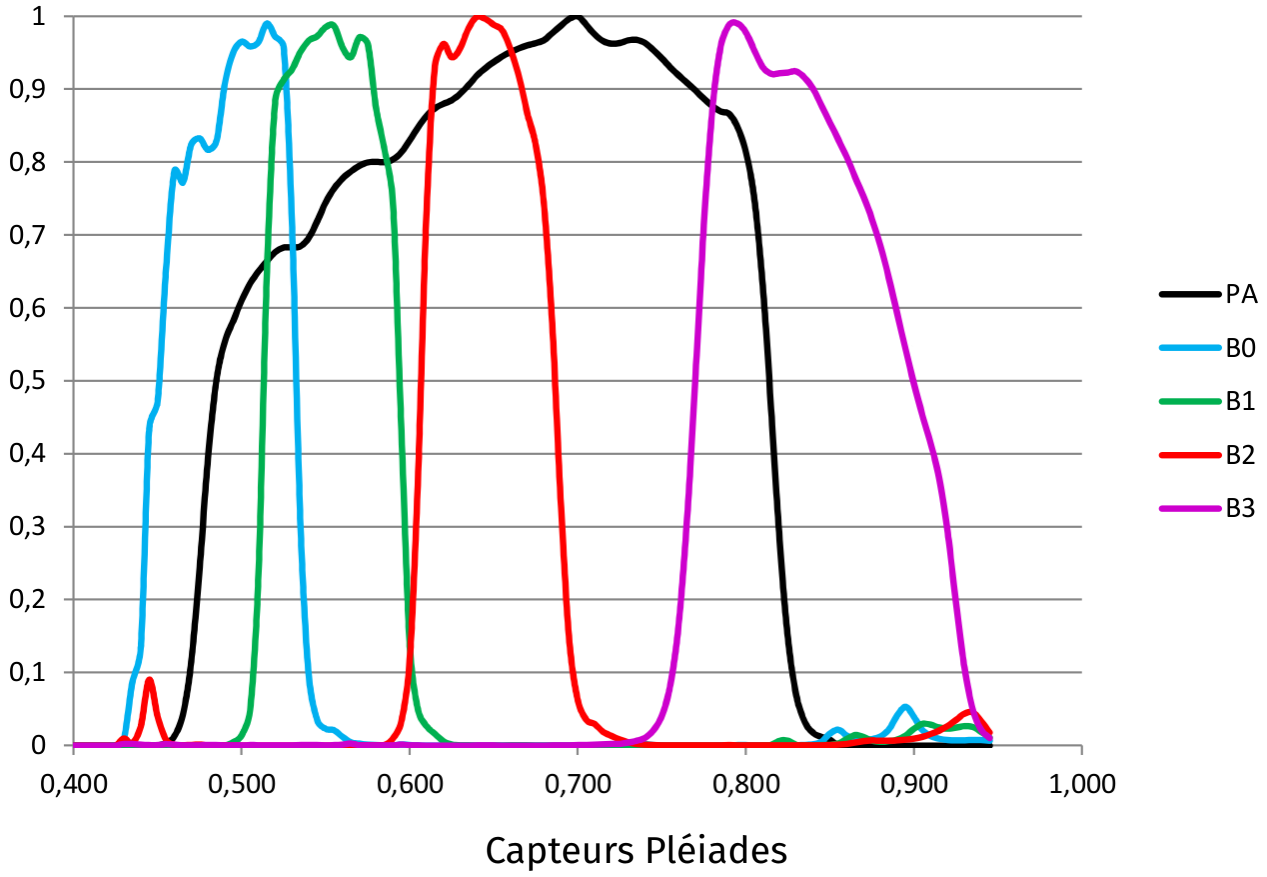


FIGURE 2 – Spectre échantillonné d'une image : (a) hyperspectrale, (b) multispectrale et (c) panchromatique. (d) hyper VS multi.

Résolution spectrale



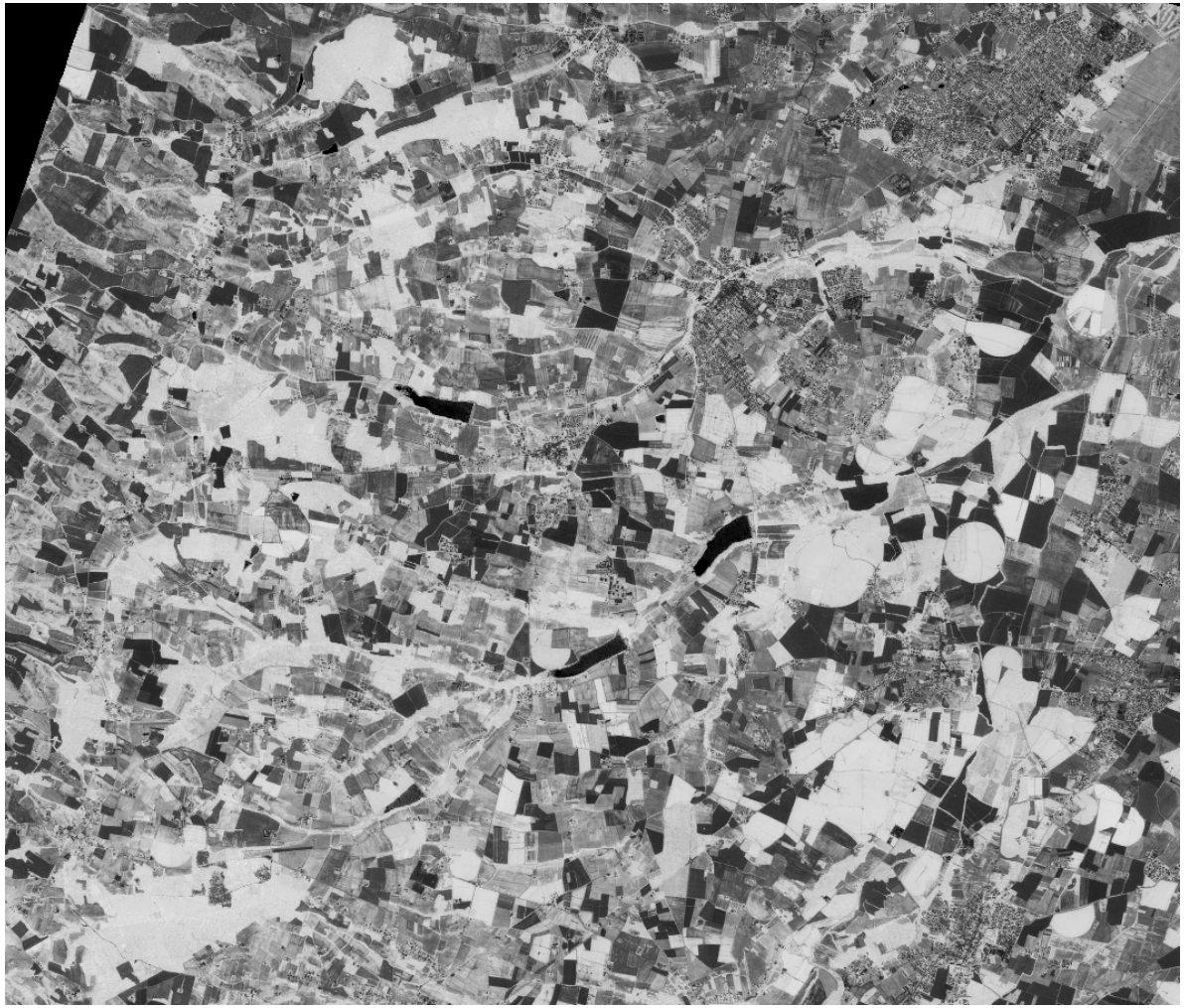
Résolution radiométrique

- Plus petite différence d'intensité du signal que le capteur peut enregistrer.
- Dépend du nombre de bits utilisés pour enregistrer l'intensité de chaque pixel :
  - codage binaire sur 1 octet (8bits) de la valeur 79 : 01001111,

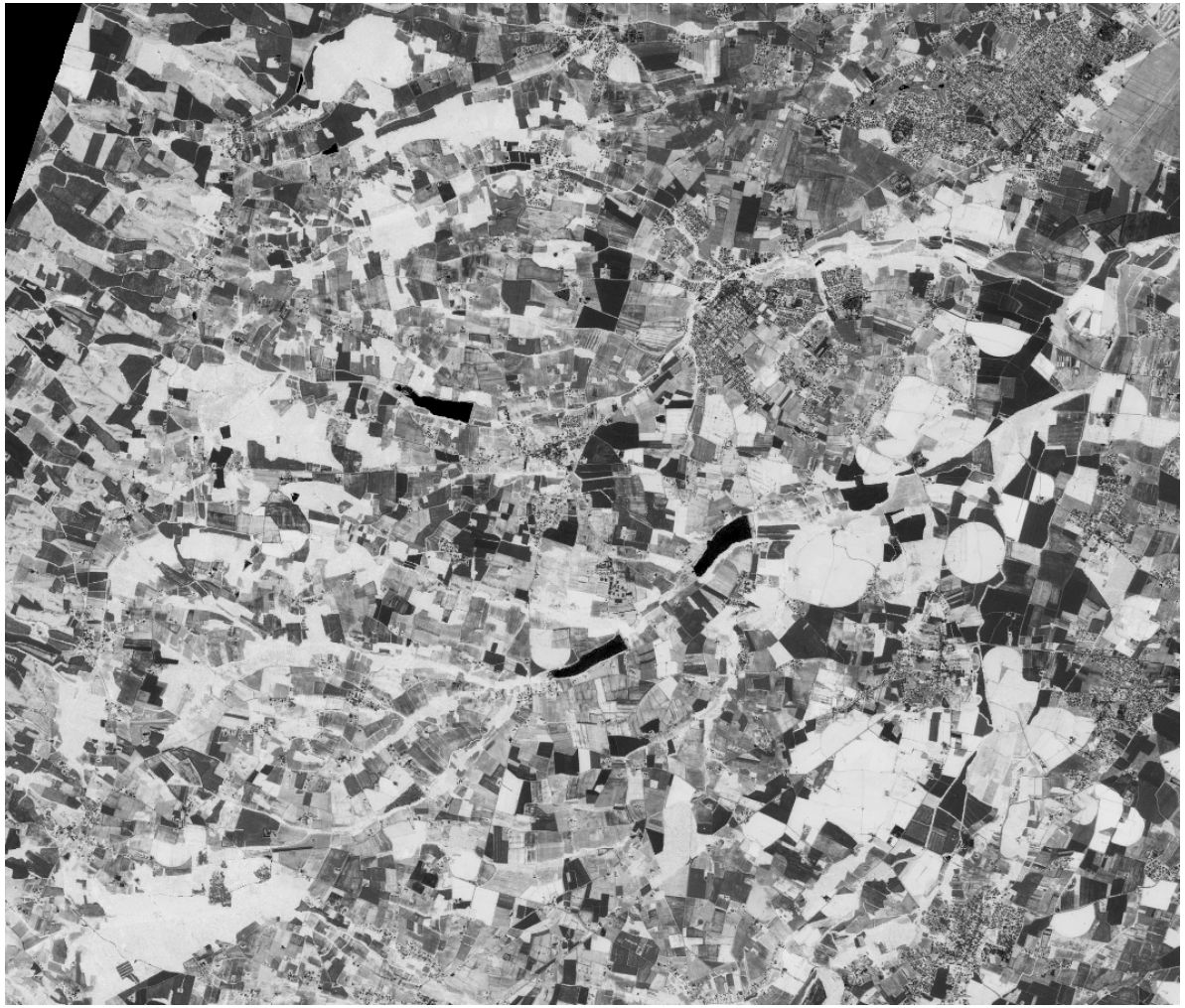
$$79 = 0 \times 2^7 + 1 \times 2^6 + 0 \times 2^5 + 0 \times 2^4 + 1 \times 2^3 + 1 \times 2^2 + 1 \times 2^1 + 1 \times 2^0$$

  - avec 8 bits : 256 valeurs possibles (0$\longrightarrow$255),
  - avec 16 bits : 65536 valeurs possibles.

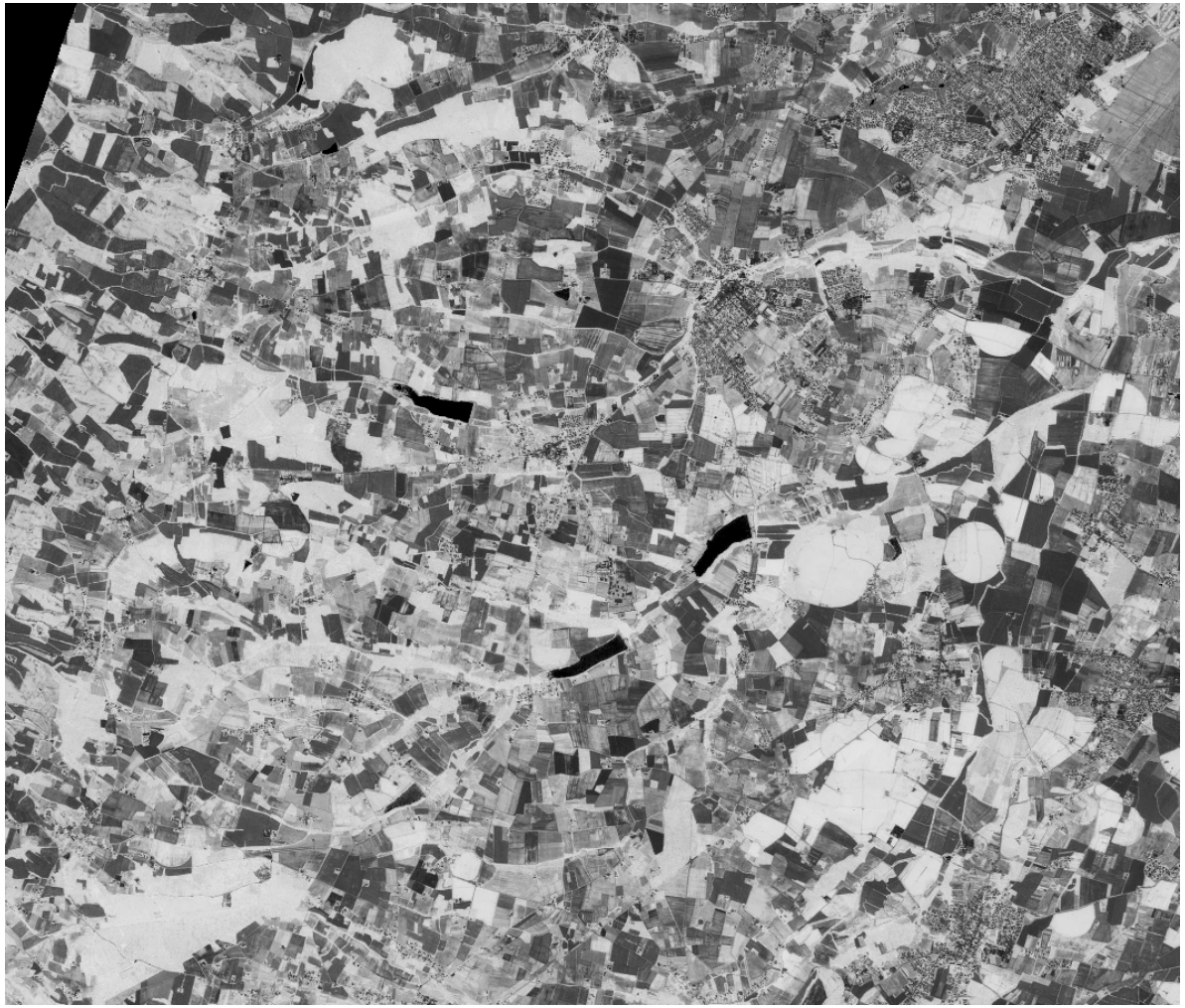
Résolution temporelle



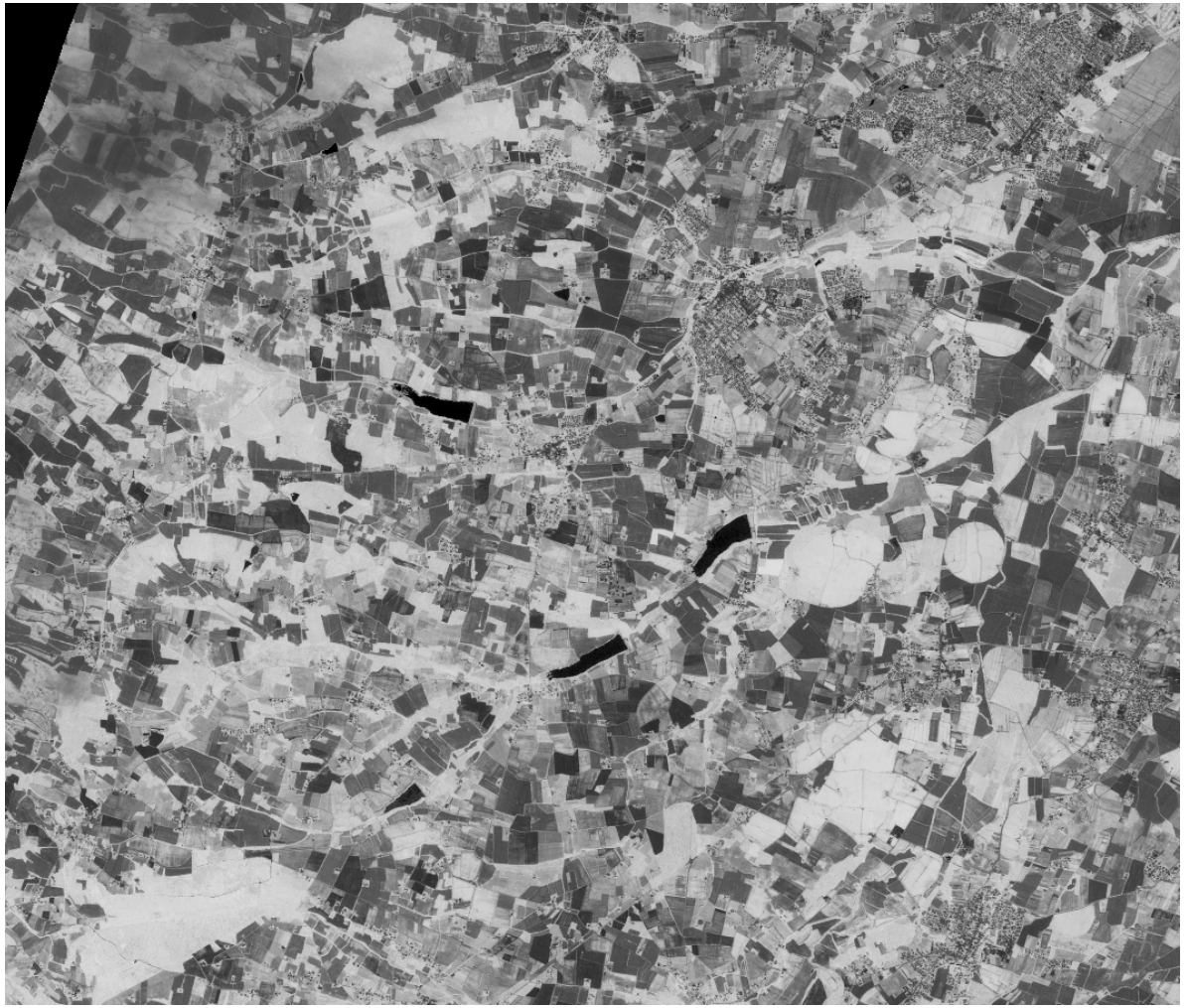
Résolution temporelle



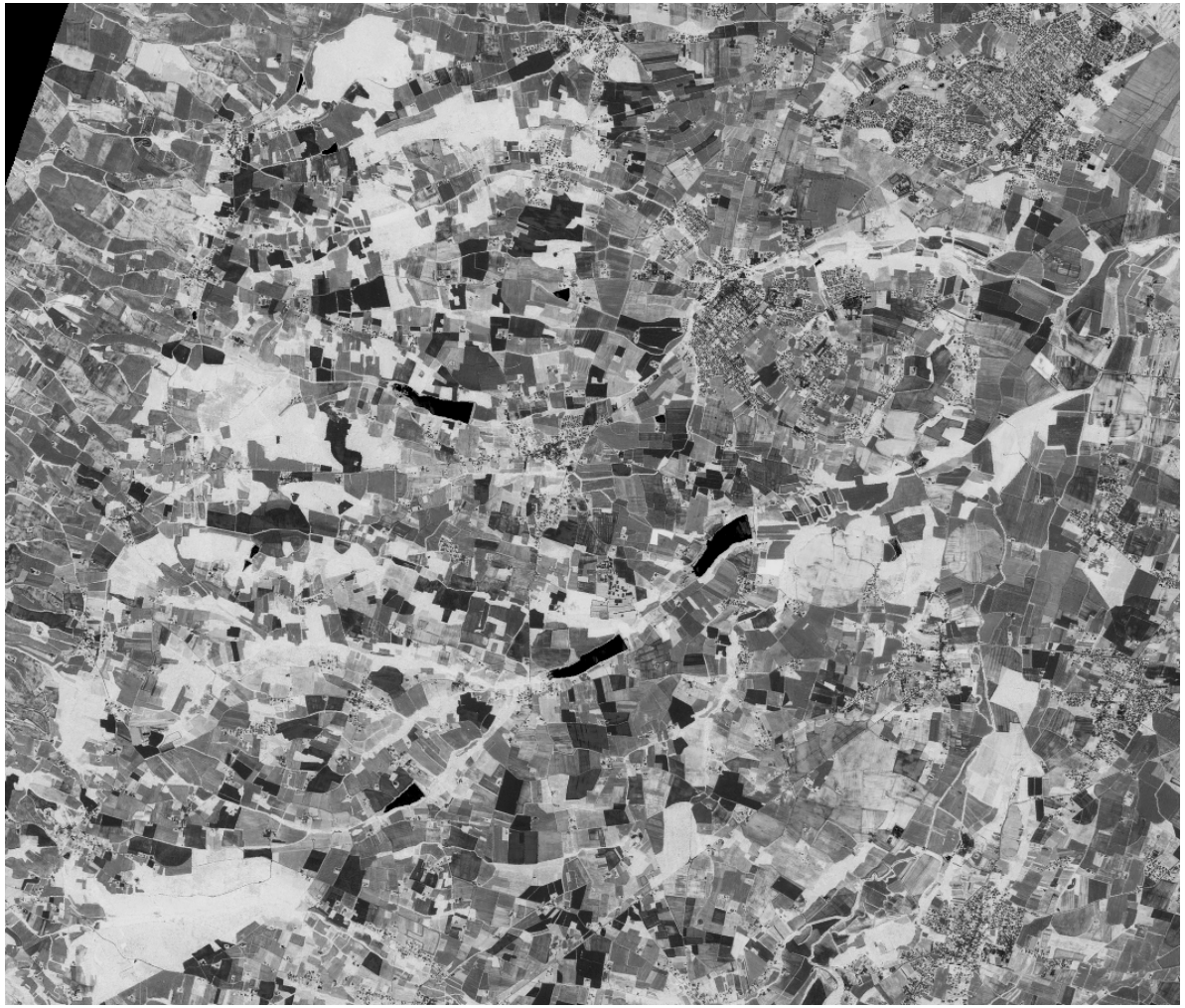
Résolution temporelle



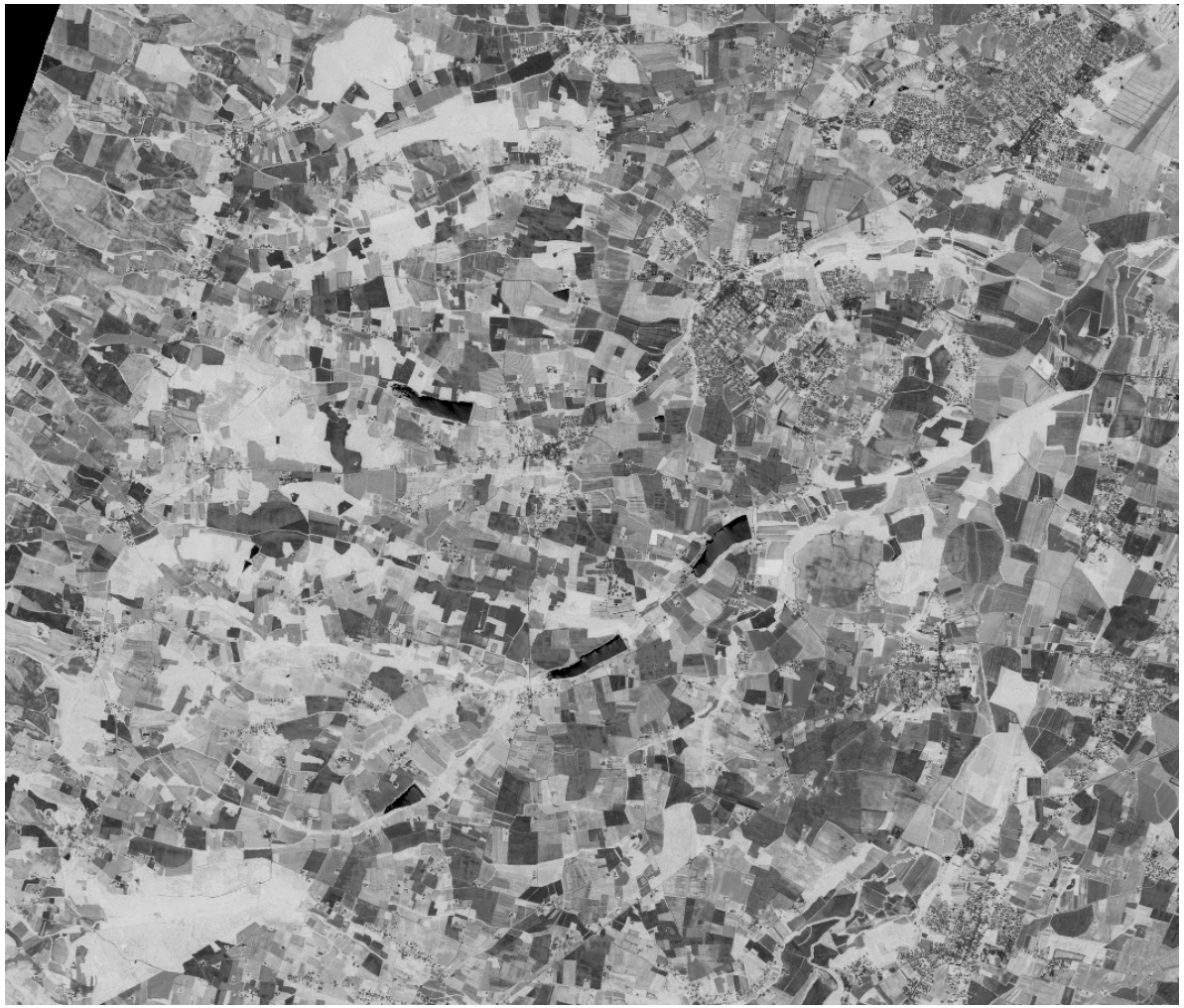
Résolution temporelle



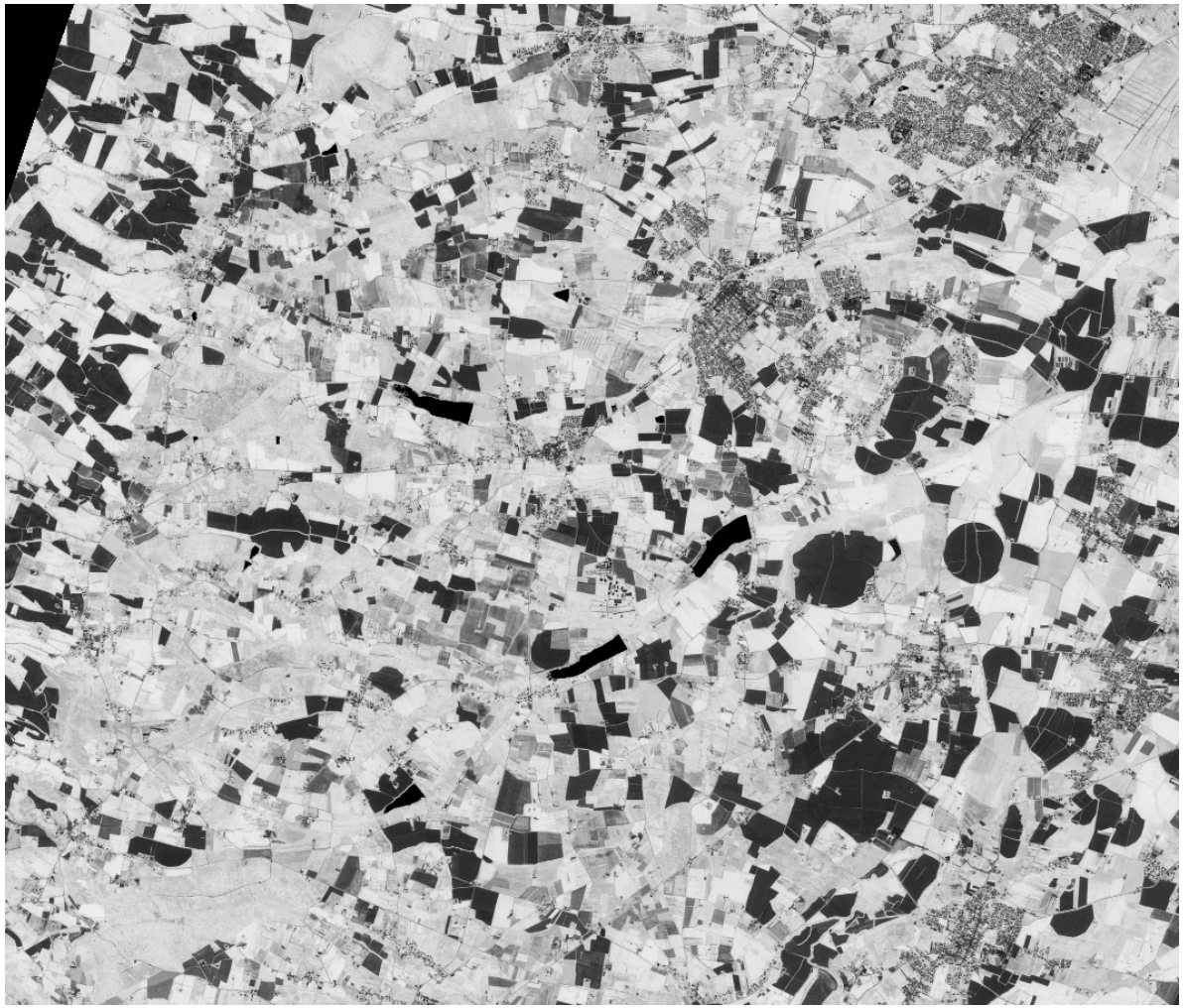
Résolution temporelle



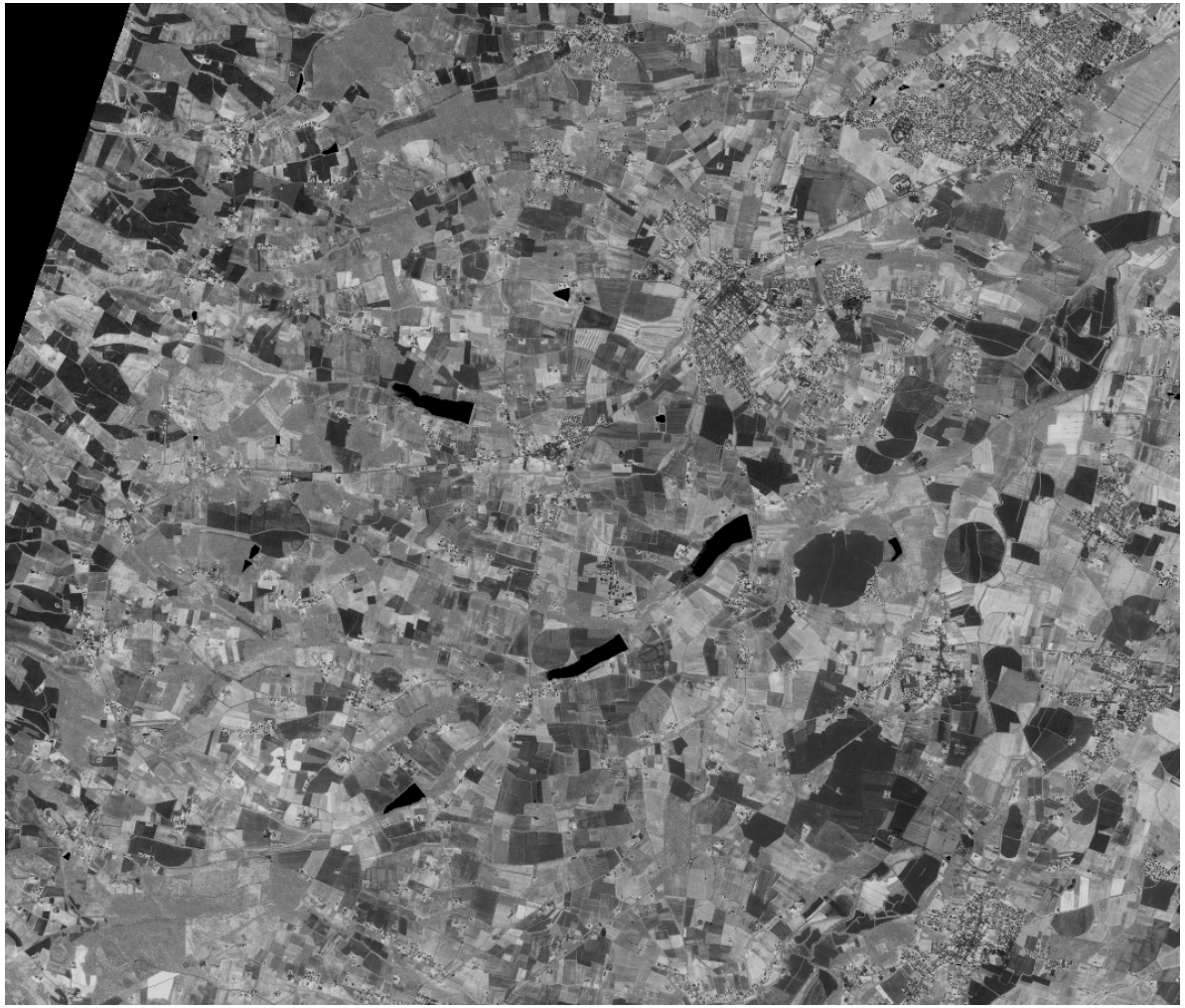
Résolution temporelle



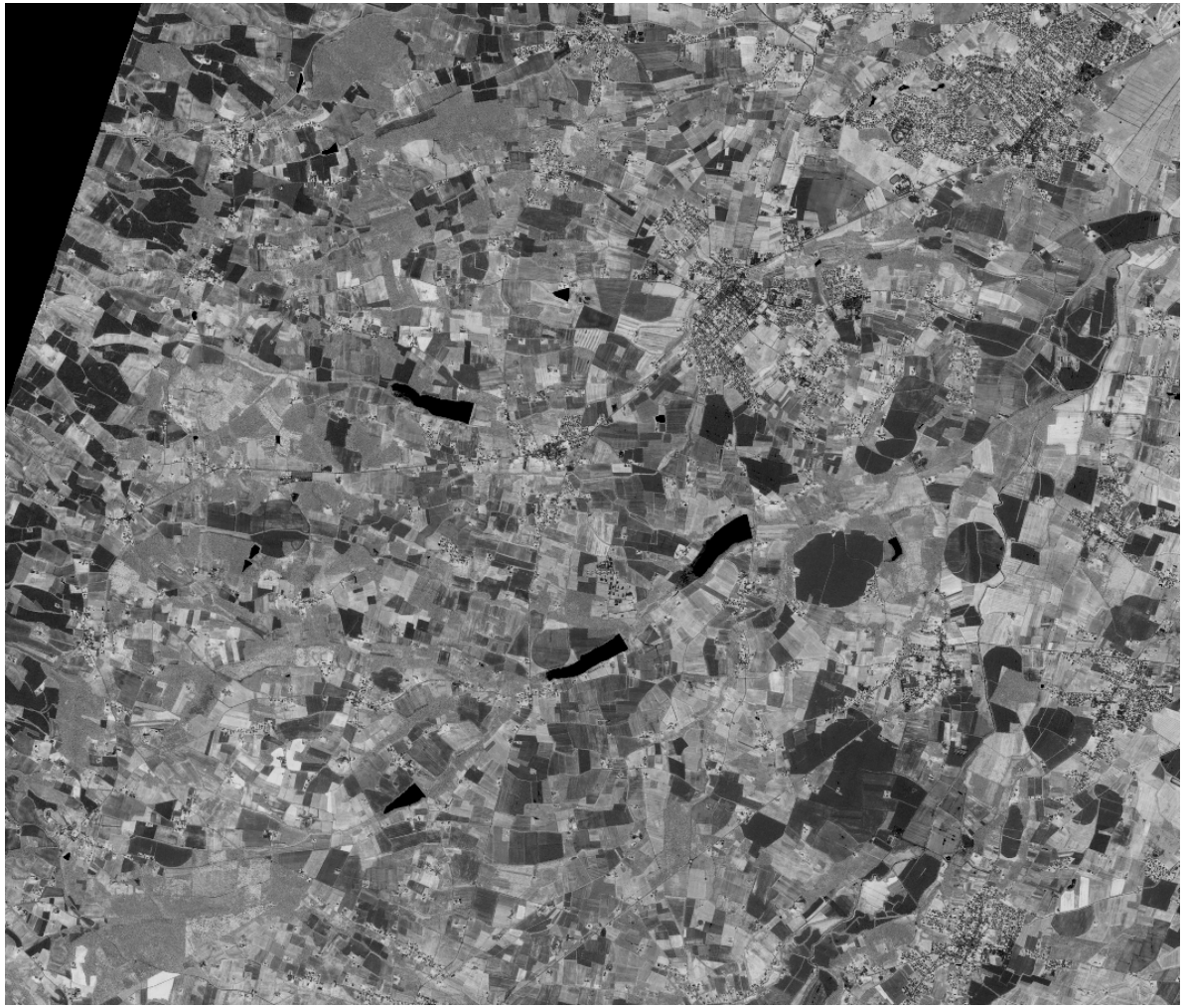
Résolution temporelle



Résolution temporelle

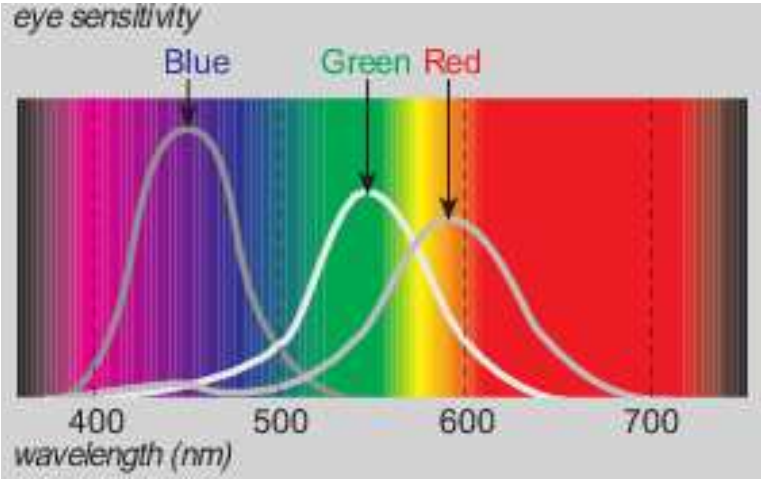


Résolution temporelle



Visualisation d'images numériques

- Sensibilité humaine aux longueurs d'ondes (Janssen et al., 2000)



- Colorisation :

Bonn, F. J. et G. Rochon (1992). *Précis de télédétection*. Universités francophones. Sillery, Québec : Presses de l'Université du Québec. isbn : 978-2-7605-0613-8 978-2-7605-0888-0 978-2-7605-1145-3 978-2-7605-1485-0.

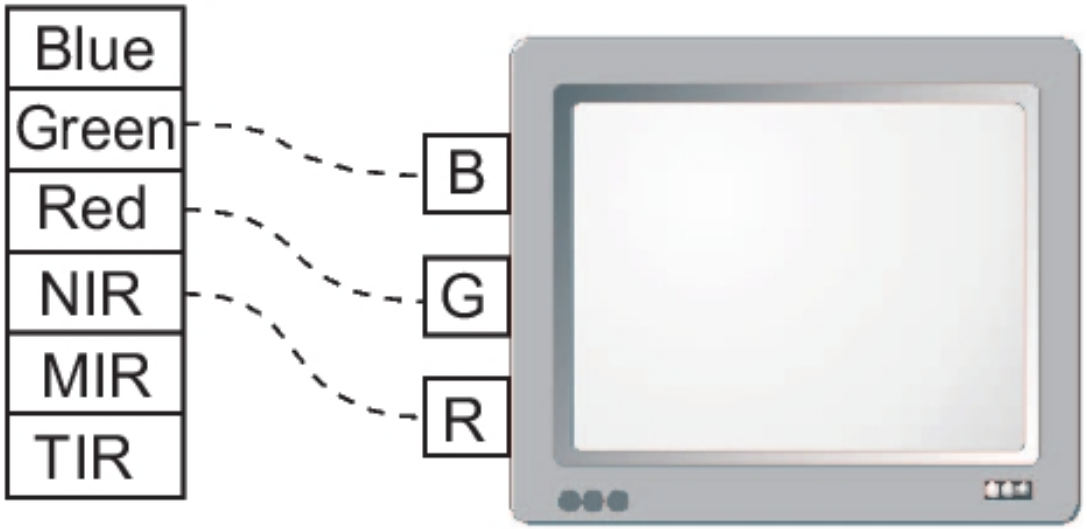
Janssen, L. L., W. H. Bakker, M. J. Weir, B. Gorte, C. Pohl, T. Woldai, J. Horn et C. Reeves (2000). "Principles of remote sensing : an introductory textbook". In : *ITC Educational Textbook Series*.

Visualisation d'images numériques

Exemple de colorisation en synthèse additive, pour une image 8 bits :

Bleu	Vert	Rouge	Couleur
0	0	0	
255	255	255	
255	0	0	
0	255	0	
0	0	255	
0	255	255	
255	255	0	
255	0	255	
127	0	0	
25	0	0	
0	127	127	
127	127	127	
25	25	25	
200	200	200	

Visualisation d'images numériques

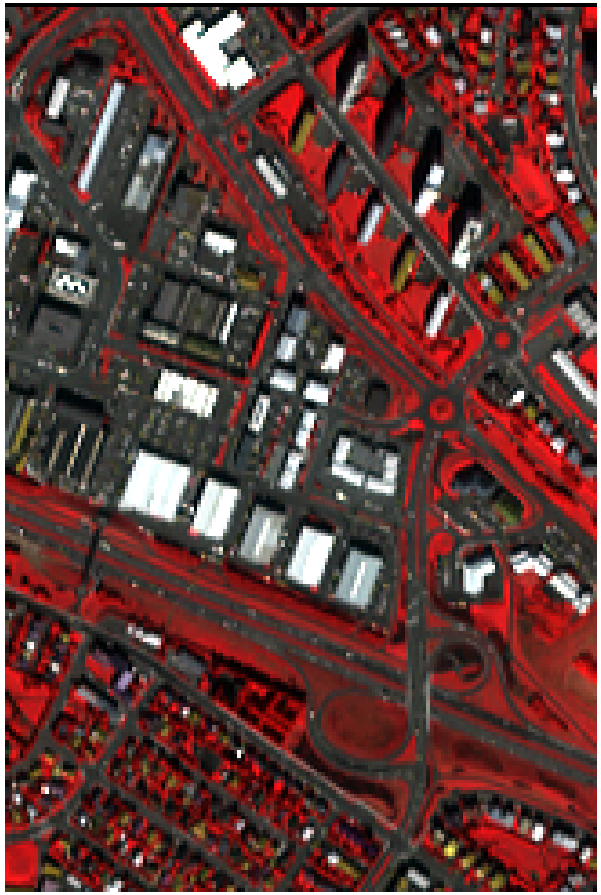


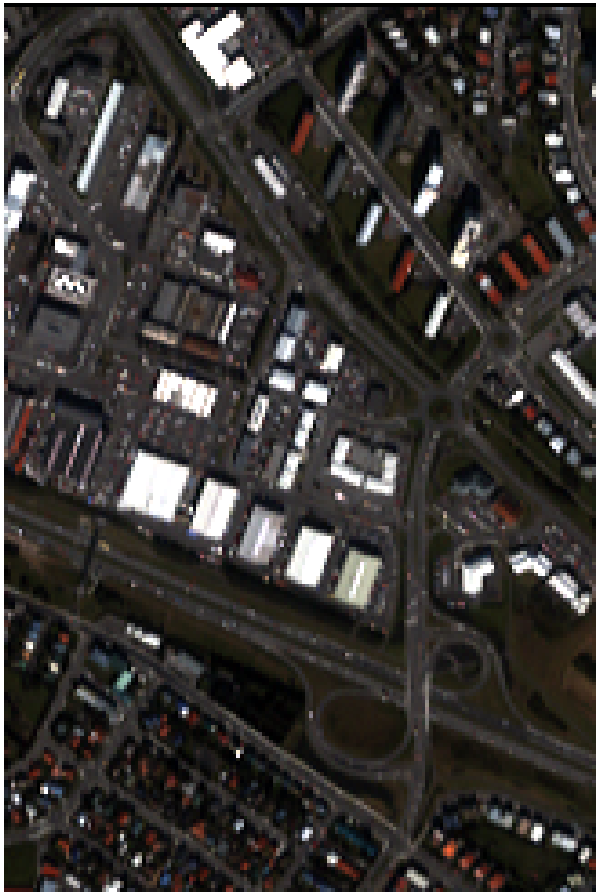
- Il faut choisir quelles sont les bandes spectrales que l'on veut visualiser.
- En fonction, l'information affichée sera différente.
- Une seule bande : image en niveau de gris.
- 3 bandes : image couleur.
- Deux colorisation classiques :

Vraies Couleurs			Fausses Couleurs		
Bleu	Vert	Rouge	Vert	Rouge	Infra-Rouge

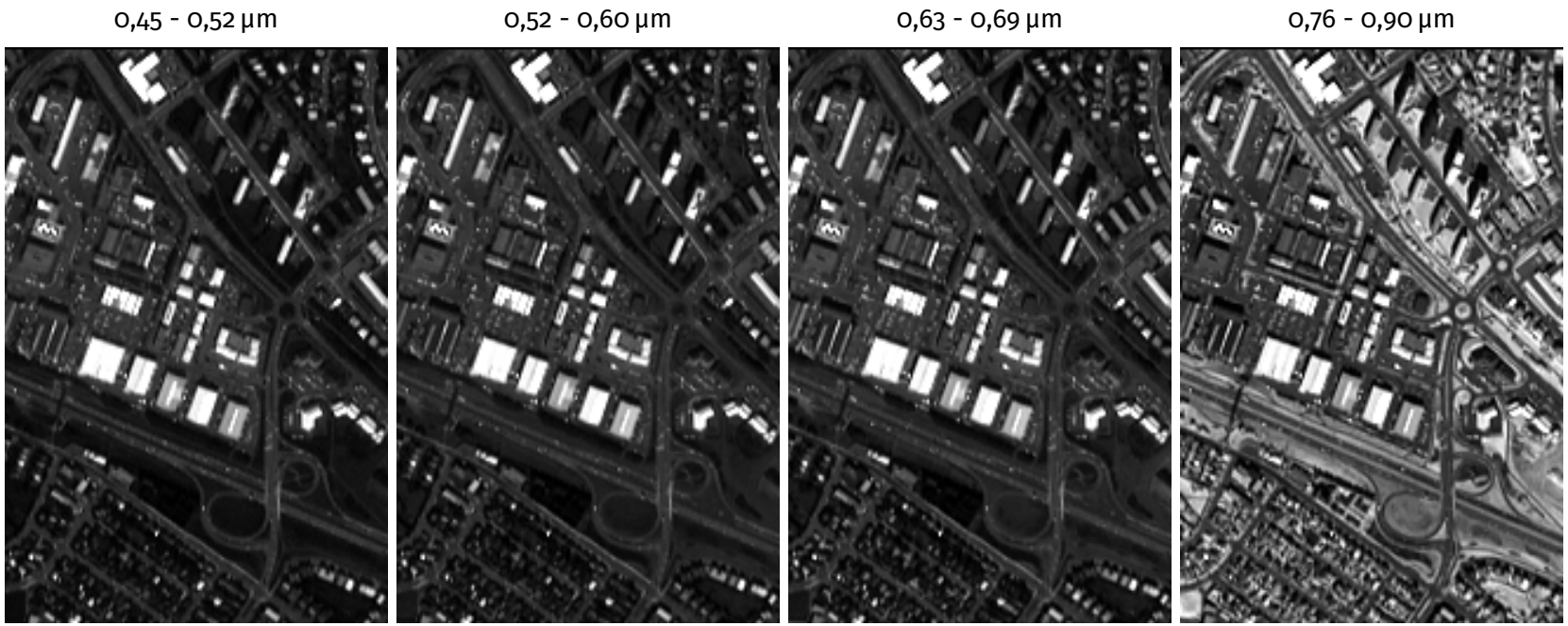
Visualisation : composition colorée

- Visualiser des images multi- ou hyperspectrales
- Mettre en évidence de l'information utile.
- Facile en multispectral, mais plus compliqué en hyperspectral.





Visualisation : composition colorée



Affichage d'une image couleur numérique

- Canal Bleu
- Canal Vert
- Canal Rouge

Visualisation : composition colorée

0,45 - 0,52 µm

0,52 - 0,60 µm

0,63 - 0,69 µm

0,76 - 0,90 µm

Visualisation : composition colorée

0,45 - 0,52 µm

0,52 - 0,60 µm

0,63 - 0,69 µm

0,76 - 0,90 µm

Visualisation : composition colorée

0,45 - 0,52 µm

0,52 - 0,60 µm

0,63 - 0,69 µm

0,76 - 0,90 µm

Rappels

Définition

Télédétection aérospatiale

Bases physiques de la télédétection

Image numérique de télédétection

Image numérique

Caractéristiques des images de télédétection

Signatures spectrales des surfaces naturelles

Végétation

Eau

Traitements numériques

Néo-canaux

Classification supervisée

Réflectance des surfaces naturelles

- La **réflectance caractérise l'état** des surfaces naturelles :
  - minéraux, roches et sols,
  - végétations,
  - eau,
  - surfaces artificielles.

- Mesure de « terrain » : mesure de luminance dans un domaine spectral particulier et mesure de l'éclairement reçu.

- Les **signatures spectrales** de terrain peuvent servir pour spécifier le capteur.

- Différence entre les mesures au niveau du sol et les mesures au niveau du satellite (due aux effets atmosphérique).

Rappels

Définition

Télédétection aérospatiale

Bases physiques de la télédétection

Image numérique de télédétection

Image numérique

Caractéristiques des images de télédétection

Signatures spectrales des surfaces naturelles

Végétation

Eau

Traitements numériques

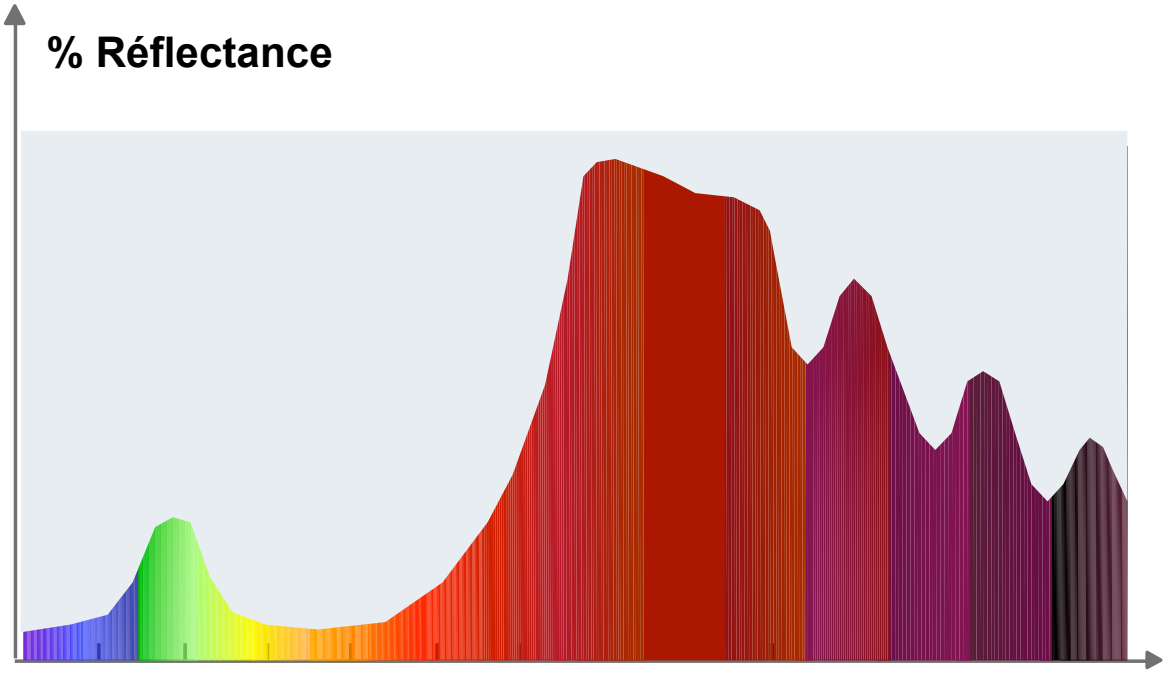
Néo-canaux

Classification supervisée

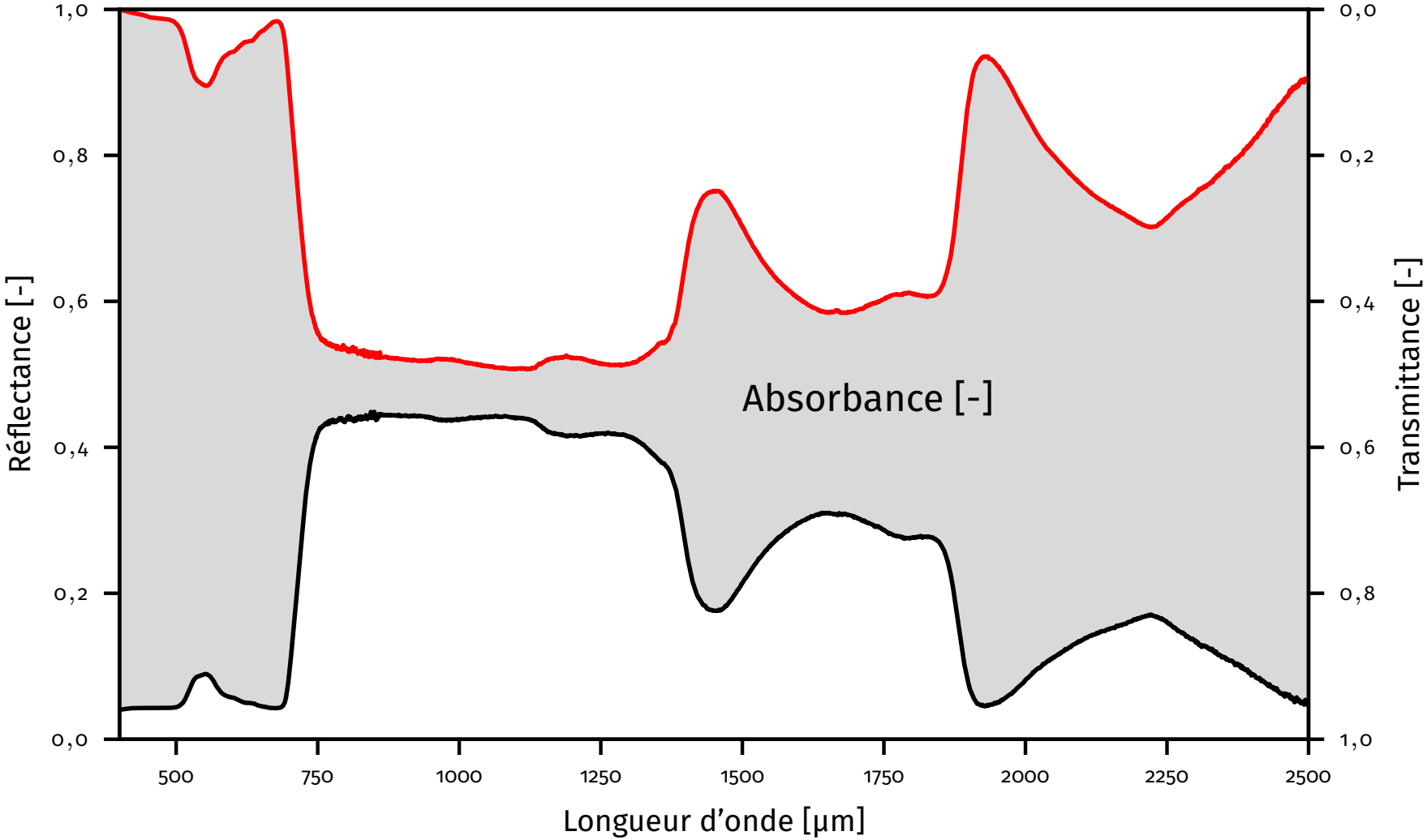
Signature spectrale de la végétation

Signature typique de la végétation :

- végétal en activité (photosynthèse) : bande d'absorption rouge et bleu,
- passage du visible au PIR : hausse brutale de la réflectance,
- IRM : réflectance affectée par l'eau.



Signature spectrale de la végétation



Absorbance, transmittance et réflectance d'une feuille de Chêne.

Signature spectrale de la végétation

Signature spectrale de la végétation

Facteurs modifiant la réflectance :

- épaisseur des feuilles,
- âge des feuilles,
- teneur en eau,
- pathologies,
- stades de développement des cultures,
- ...

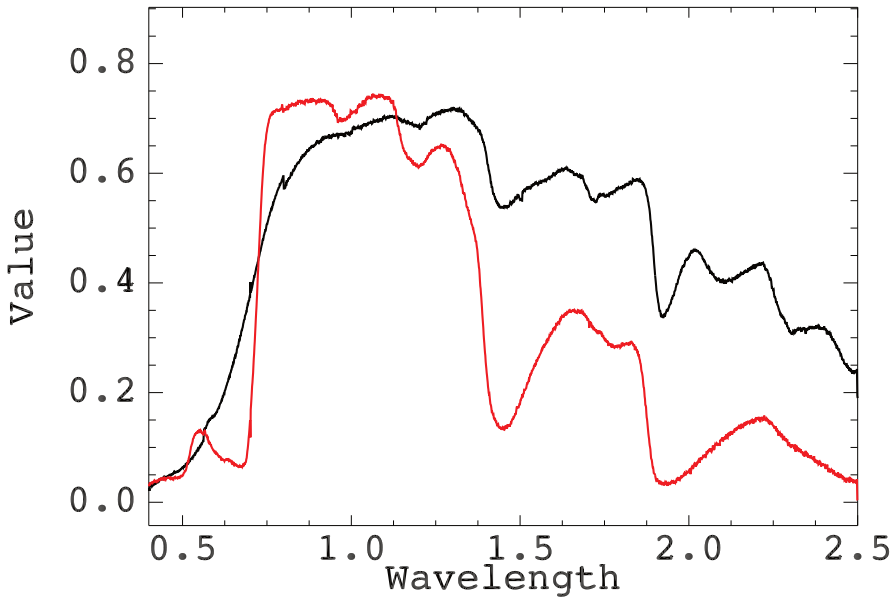
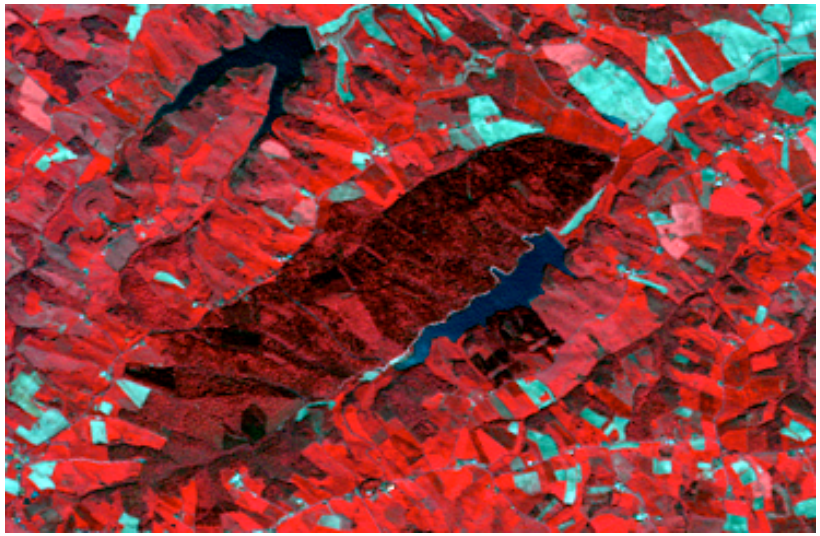


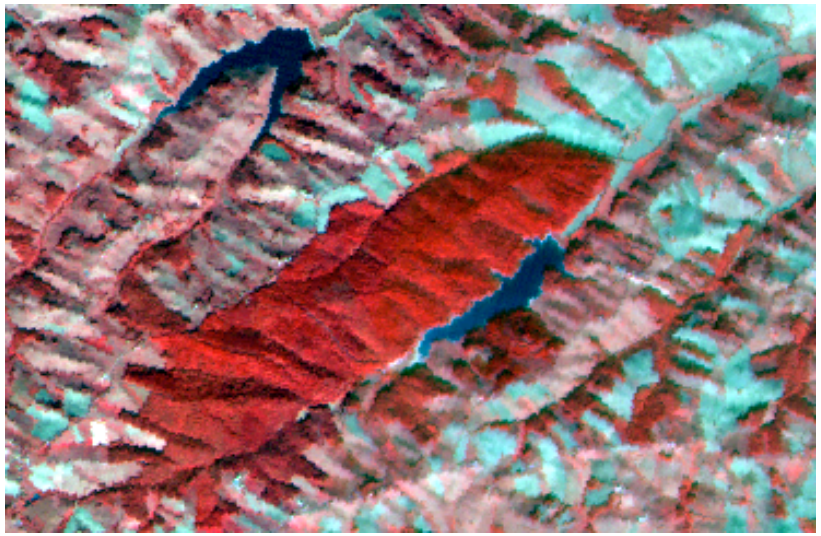
FIGURE 3 – Signature spectrale du « Séquoia à feuilles d'if » : **verte** et **sèche**.

Signature spectrale de la végétation

Influence de la saison



Avril



Octobre

Rappels

Définition

Télédétection aérospatiale

Bases physiques de la télédétection

Image numérique de télédétection

Image numérique

Caractéristiques des images de télédétection

Signatures spectrales des surfaces naturelles

Végétation

Eau

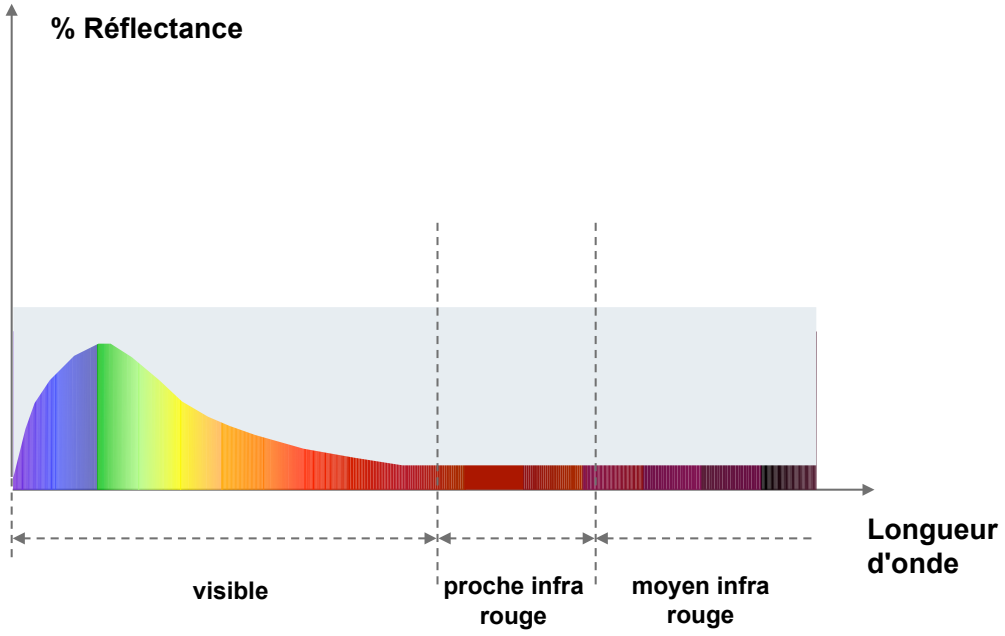
Traitements numériques

Néo-canaux

Classification supervisée

Signature spectrale de l'eau

Signature typique de l'eau :

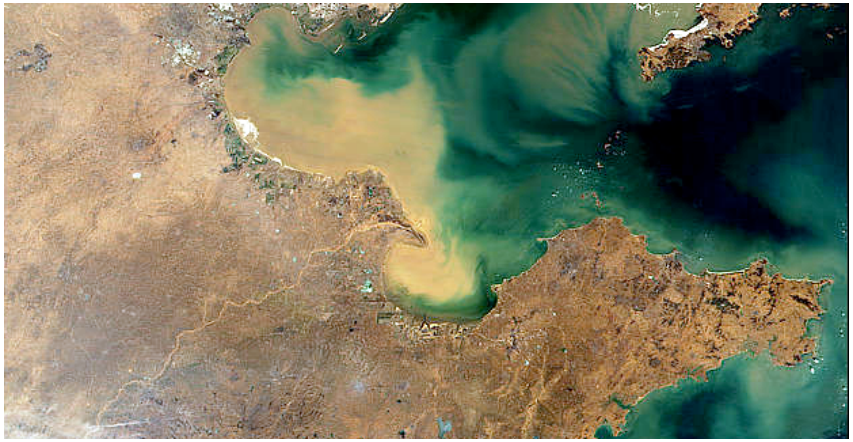


L'eau apparaît principalement :

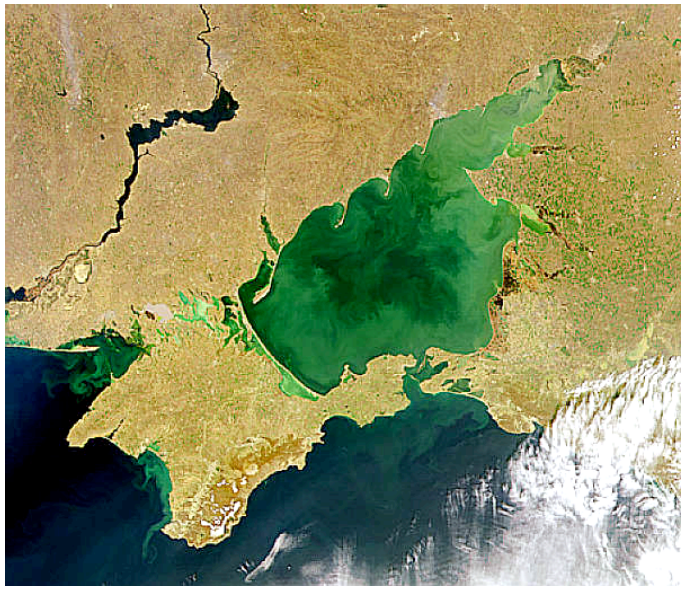
- Bleu - effet de diffusion moléculaire,
- Verte - détritus biogènes, algues, phytoplancton,
- Jaune - sédiments, alluvions, éléments en suspension.

Sous certaines conditions (surface d'eau lisse) on peut avoir des réflexions spéculaires.

Signature spectrale de l'eau



Fleuve jaune - chine



Mer d'Azov - Russie

Rappels

Définition

Télédétection aérospatiale

Bases physiques de la télédétection

Image numérique de télédétection

Image numérique

Caractéristiques des images de télédétection

Signatures spectrales des surfaces naturelles

Végétation

Eau

Traitements numériques

Néo-canaux

Classification supervisée

Rappels

Définition

Télédétection aérospatiale

Bases physiques de la télédétection

Image numérique de télédétection

Image numérique

Caractéristiques des images de télédétection

Signatures spectrales des surfaces naturelles

Végétation

Eau

Traitements numériques

Néo-canaux

Classification supervisée

Génération de néo-canaux

- **Objectif** : Création de nouvelles images pour faire ressortir l'information (végétation, eau ...).
- Combinaison de deux ou plusieurs canaux.
- Quelques standards existent en fonction des objectifs et des capteurs :
  - Indice de végétation (NDVI) : mise en évidence des couvertures végétales (absorption dans le rouge mais réflectance dans l'IR)

$$\mathrm{NDVI} = \frac{(\mathrm{IR} - \mathrm{R})}{(\mathrm{IR} + \mathrm{R})}$$

  - Indice de brillance : mise en évidence des sols brillants (liés notamment à l'humidité)

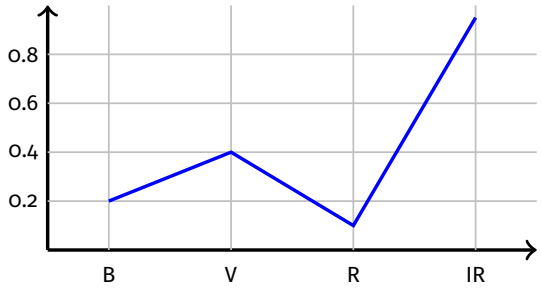
$$\mathrm{IBS} = \sqrt{\mathrm{IR}^2 + \mathrm{R}^2}$$

  - Indice de clarté : mise en évidence des sols rouges (tropicaux)

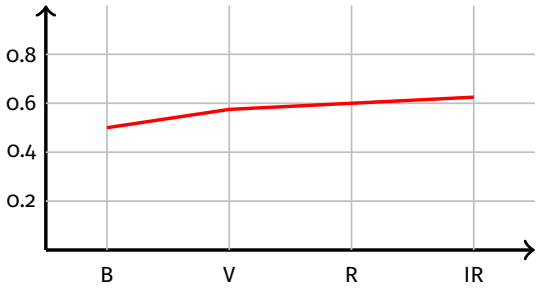
$$\mathrm{IC} = \frac{(\mathrm{R} - \mathrm{V})}{(\mathrm{R} + \mathrm{V})}$$

Génération de néo-canaux

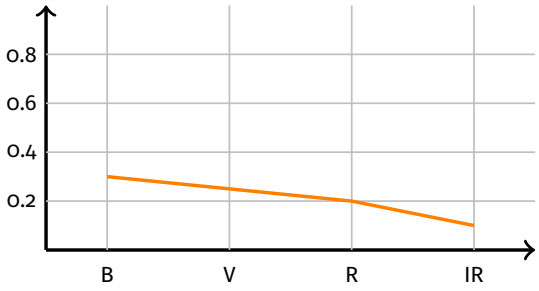
Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) :



$$\text{NDVI} = \frac{(0.95-0.1)}{(0.95+0.1)} = 0.81$$



$$\text{NDVI} = \frac{(0.625-0.6)}{(0.625+0.6)} = 0.2$$



$$\text{NDVI} = \frac{(0.1-0.2)}{(0.1+0.2)} = -0.33$$

Génération de néo-canaux

Rappels

Définition

Télédétection aérospatiale

Bases physiques de la télédétection

Image numérique de télédétection

Image numérique

Caractéristiques des images de télédétection

Signatures spectrales des surfaces naturelles

Végétation

Eau

Traitements numériques

Néo-canaux

Classification supervisée

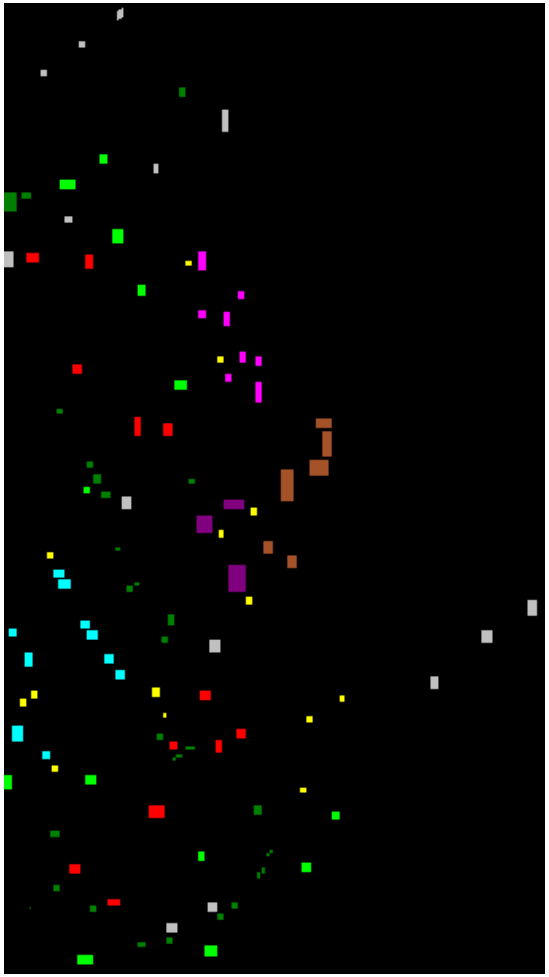
Principe

On veut regrouper les pixels en fonction de leur similarité spectrale.

- On identifie des classes d'intérêts et sélectionne des échantillons (pixels) représentatifs.
- On exécute un algorithme de classification :
  - k plus proches voisins,
  - maximum de vraisemblance gaussien,
  - forêts aléatoires (*Random Forest*),
  - machines à vecteurs supports (*SVM*).
- On évalue la pertinence de la classification à l'aide d'indicateurs (matrice de confusion ...)

Un exemple

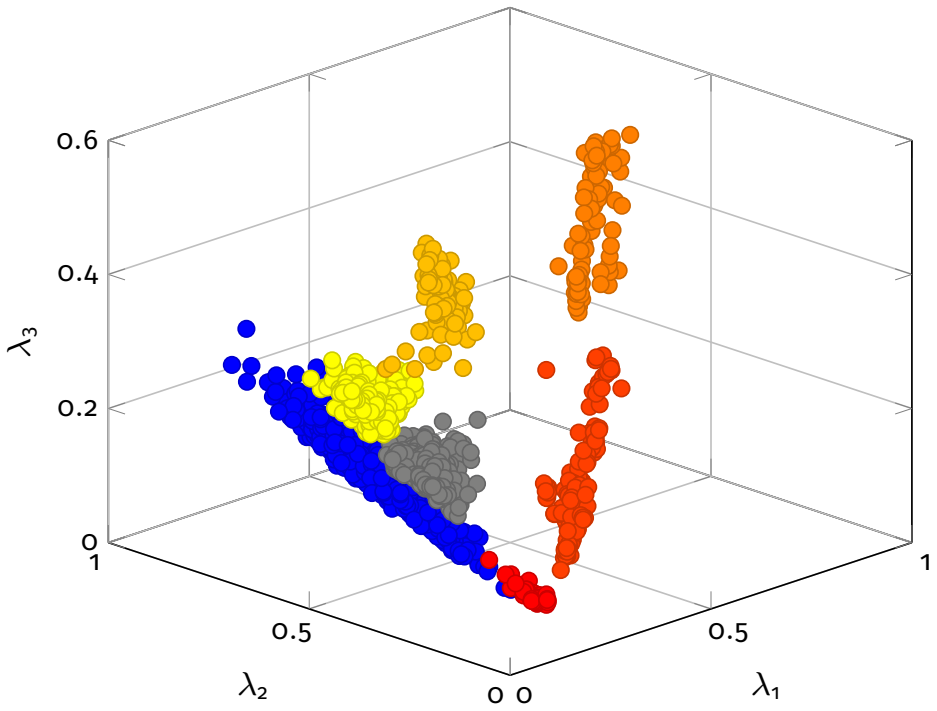
Image



Pixels d'entraînement

Carte thématique

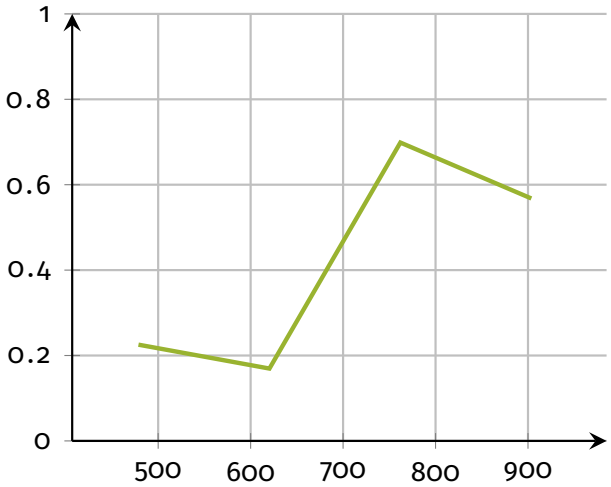
Problèmatique ?



Problème statistique : comment déterminer la classe *y* d'un pixel **x** à partir de l'observation de sa réflectance dans une ou plusieurs longueurs d'onde ?

Modélisation *vecteur aléatoire*

Représentation vectorielle



$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 0.225 \\ 0.169 \\ 0.698 \\ 0.567 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^4$$

Modélisation statistique :

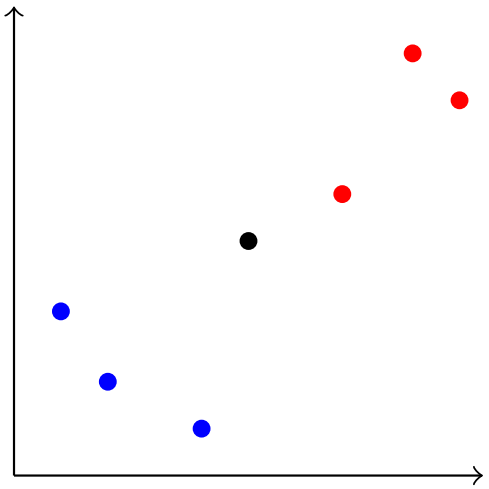
- les pixels $\mathbf{x}_1, \ldots, \mathbf{x}_n$ à classer sont des réalisations d'un vecteur aléatoire X à valeur dans $\mathbb{R}^d$,
- les valeurs $y_1, \ldots, y_n$ des classes sont des réalisations d'une variable aléatoire Y à valeur dans $\{1, \ldots, C\}$.

Cas supervisé : on a un ensemble $\mathcal{S}$ d'échantillons de référence $\left\{(\mathbf{x}_i, y_i)\right\}_{i=1}^{n}$.

k plus proches voisins - *k-Nearest Neighbors*

- On a C classes : $1, \ldots, C$, avec n_i pixels/échantillons de références $\mathbf{x}_{ij}$ par classe,
- on affecte un pixel $\mathbf{x}$ à la classe c si le pixel/échantillon de référence le plus proche appartient à la classe c,
- la règle de décision est :

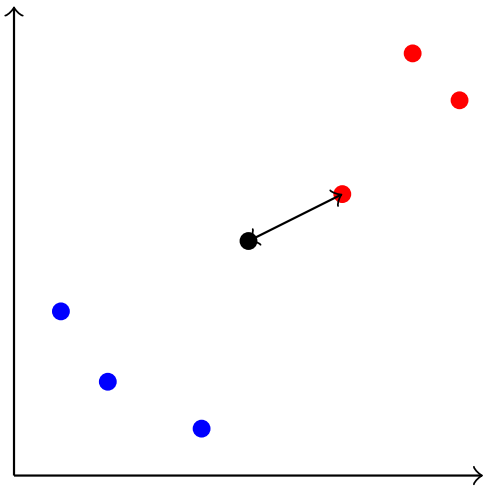
$$\hat{c} = \arg\min_c (g_c(\mathbf{x})) \text{ avec } g_c(\mathbf{x}) = \min_i \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_{ci}\|^2$$



k plus proches voisins - *k-Nearest Neighbors*

- On a C classes : $1, \ldots, C$, avec n_i pixels/échantillons de références $\mathbf{x}_{ij}$ par classe,
- on affecte un pixel $\mathbf{x}$ à la classe c si le pixel/échantillon de référence le plus proche appartient à la classe c,
- la règle de décision est :

$$\hat{c} = \arg\min_c (g_c(\mathbf{x})) \text{ avec } g_c(\mathbf{x}) = \min_i \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_{ci}\|^2$$



Mélange de Gaussiennes

- Régle de classification du **Maximum *a posteriori*** (MAP) :
  $\mathbf{x}$ appartient à la classe c si $p(Y = c|\mathbf{x}) > p(Y = c'|\mathbf{x}),\ \forall c' \in \{1, \ldots, C\} \setminus c$
- Comment calculer $p(Y = c|\mathbf{x})$?
- Règle de Bayes :

$$p(y|\mathbf{x}) = \frac{p(\mathbf{x}|y)p(y)}{p(\mathbf{x})},$$

  avec
  - $p(y)$: probabilité d'apparition de la classe y dans l'image,
  - $p(\mathbf{x})$: probabilité d'apparition du pixel $\mathbf{x}$ dans l'image,
  - $p(\mathbf{x}|y)$: probabilité d'observer le pixel $\mathbf{x}$ sachant la classe y.
- $p(\mathbf{x}|y)$ et $p(y)$ peuvent s'estimer à partir de pixels de référence dans l'image.
- $p(\mathbf{x})$ est commun à toute les classes et n'intervient pas dans la règle de décision.
- Finalement la règle de classification par MAP est :

$$\boxed{\hat{y} = \arg \max_{c=1,\ldots,C} \left[p(\mathbf{x}|c)p(c) \right]}$$

Mélange de Gaussiennes

Calcul des probabilités $p(\mathbf{x}|c)$ et $p(c)$

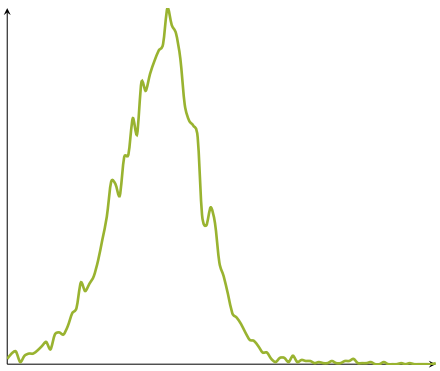
- $p(c)$ est la proportion π_c de la classe c dans $\mathcal{S}$:

$$p(c) = \frac{n_c}{n}, \text{ où } n_c \text{ est le nombre d'échantillons appartenant à } c.$$

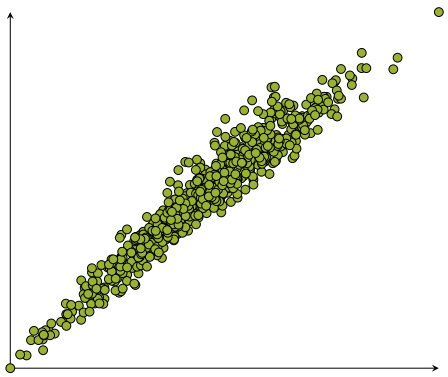
- $p(\mathbf{x}|c)$?

Histogramme des valeurs prises par les pixels appartenants à la classe *Arboré*

1D



2D



Mélange de Gaussiennes

Calcul des probabilités $p(\mathbf{x}|c)$ et $p(c)$

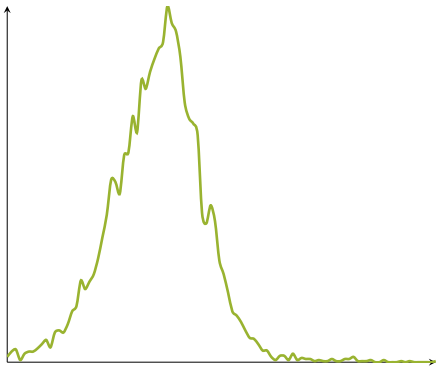
- $p(c)$ est la proportion π_c de la classe c dans $\mathcal{S}$:

$$p(c) = \frac{n_c}{n}, \text{ où } n_c \text{ est le nombre d'échantillons appartenant à } c.$$

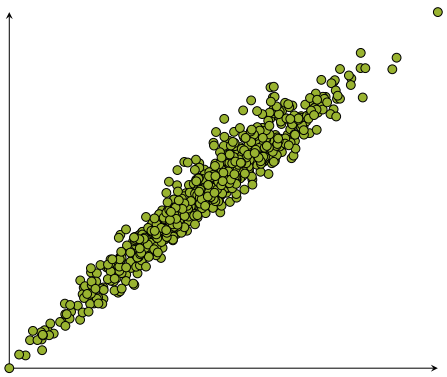
- $p(\mathbf{x}|c)$?

Histogramme des valeurs prises par les pixels appartenants à la classe *Arboré*

1D



2D



$$\boxed{p(\mathbf{x}|c) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_c, \boldsymbol{\Sigma}_c)}$$

Mélange de Gaussiennes

Estimation de $\boldsymbol{\mu}_c$ et $\boldsymbol{\Sigma}_c$

- Moyenne :

$$\hat{\boldsymbol{\mu}}_c = \frac{1}{n_c} \sum_{\substack{i=1 \\ y_i=c}}^{n_c} \mathbf{x}_i$$

- Matrice de covariance empirique

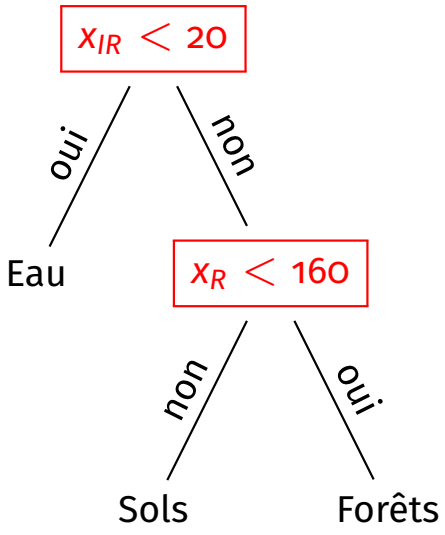
$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_c = \frac{1}{n_c} \sum_{\substack{i=1 \\ y_i=c}}^{n_c} (\mathbf{x}_i - \hat{\boldsymbol{\mu}}_c)(\mathbf{x}_i - \hat{\boldsymbol{\mu}}_c)^t$$

- Régle de décision :

$$\boxed{K_c(\mathbf{x}) = (\mathbf{x} - \hat{\boldsymbol{\mu}}_c)^t \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_c^{-1} (\mathbf{x} - \hat{\boldsymbol{\mu}}_c) + \log\left(\det(\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_c)\right) - 2\log(\pi_c)}$$

Arbre de décision (*Binary Tree*) - Forêts aléatoires (*Random Forests*)

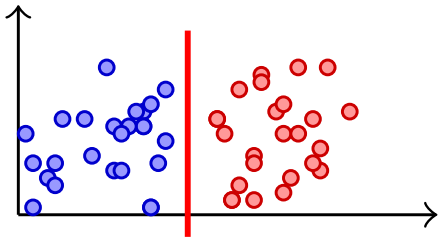
- Un arbre de décision est un ensemble de règles binaires, chaque règle s'appliquant à une seule variable des échantillons. Les régles sont calculées automatiquement de façon a maximiser le taux de bonne classification a chaque étape.



- Une forêt aléatoire est un ensemble d'arbres de décision, chaque arbre étant construit sur un sous-ensemble de $\mathcal{S}$. Le résultat final est obtenu par un vote majoritaire.

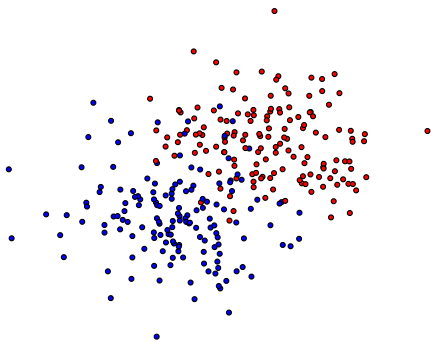
Machine à vecteurs support (*SVM*)

- On cherche à séparer les pixels par un hyperplan.

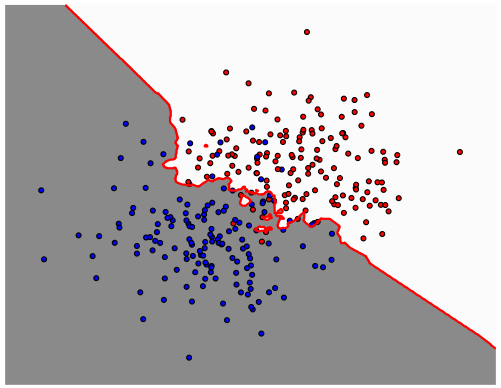


- Classifieurs binaire : dans le cas multiclasse, on construit plusieurs classifieurs binaires (classe 1 contre classe 2, classe 1 contre classe 3 ...) et on fait un vote majoritaire.

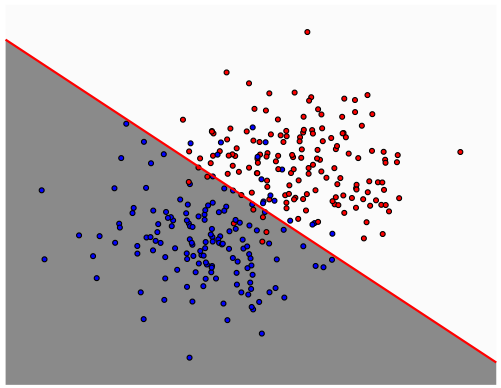
Exemples



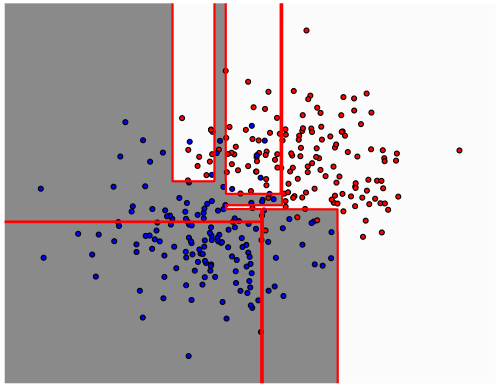
Data



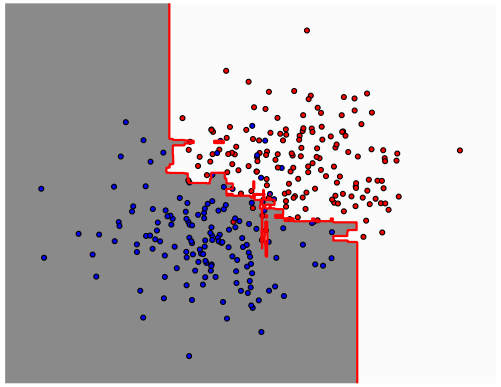
K-nn



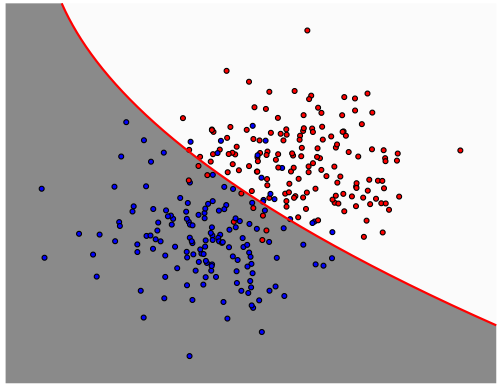
SVM



Arbre de décision

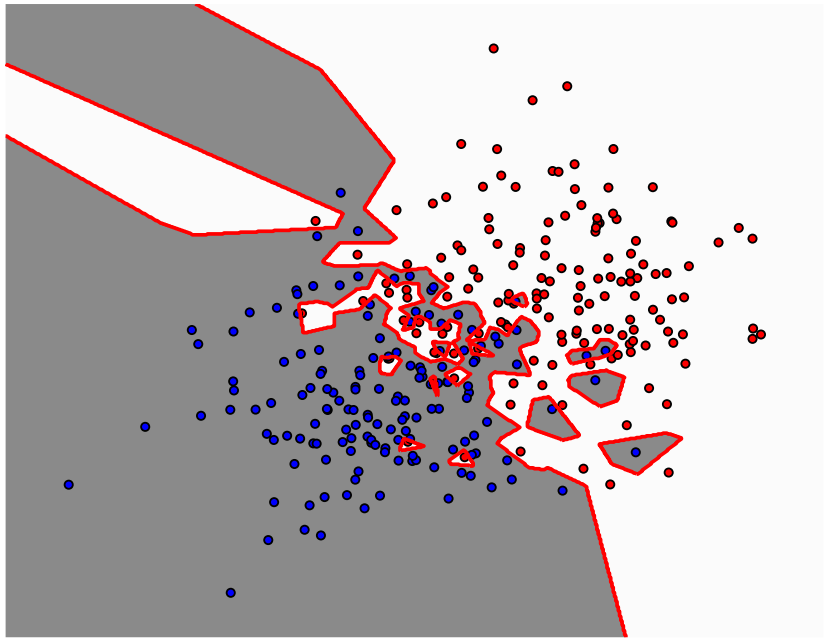


Forêt aléatoire



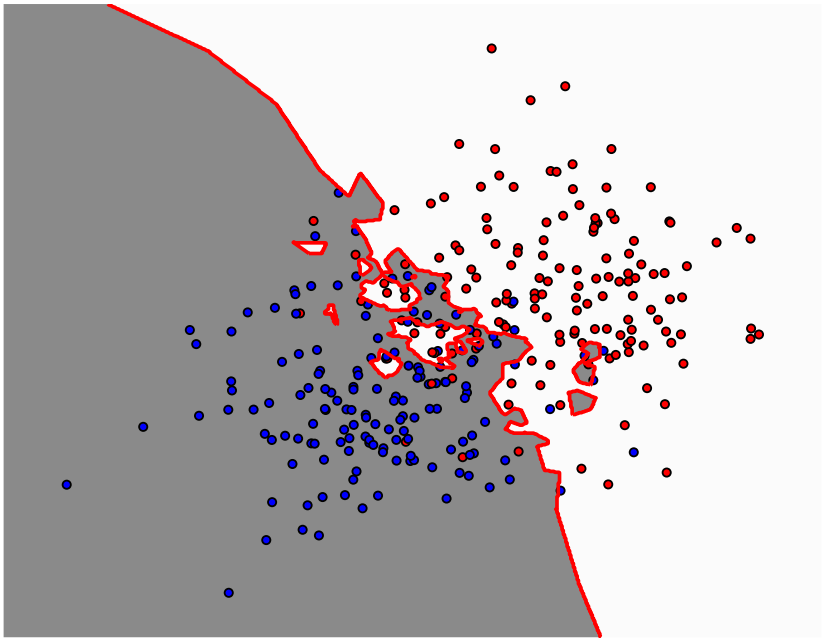
MAP

Exemple : k plus proches voisins



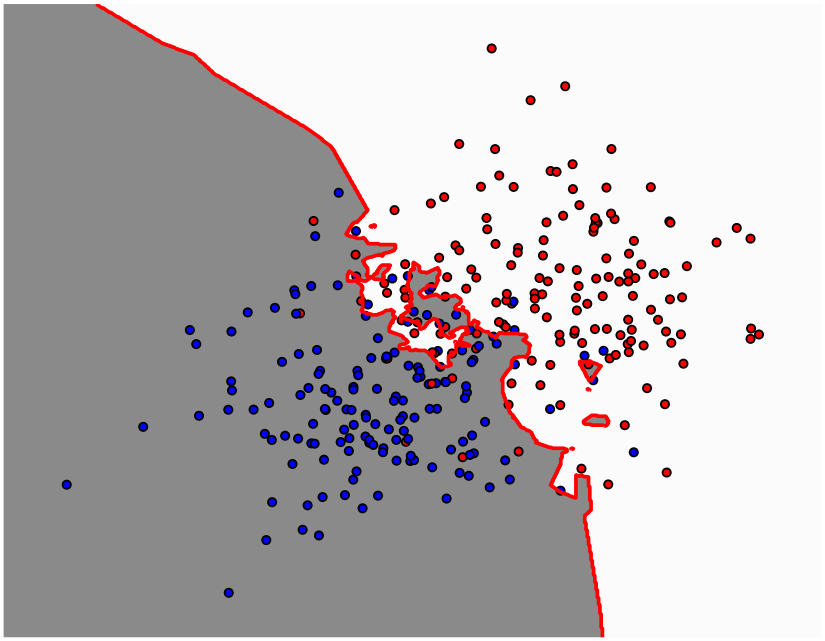
k = 1

Exemple : k plus proches voisins



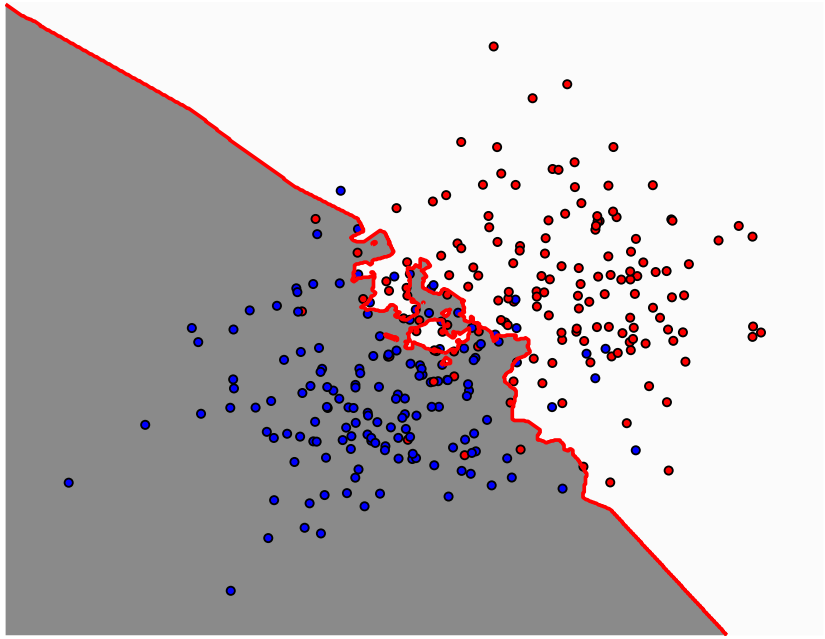
k=3

Exemple : k plus proches voisins



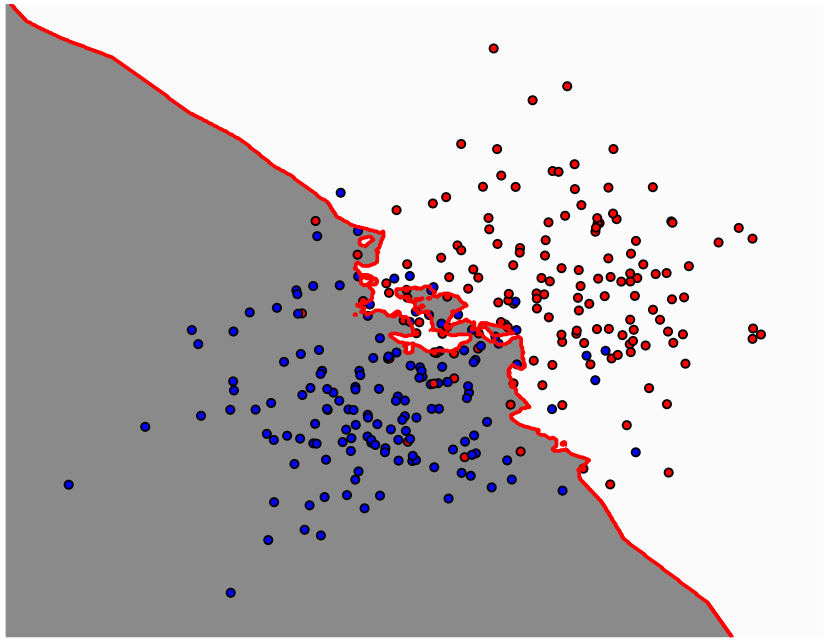
k = 5

Exemple : k plus proches voisins



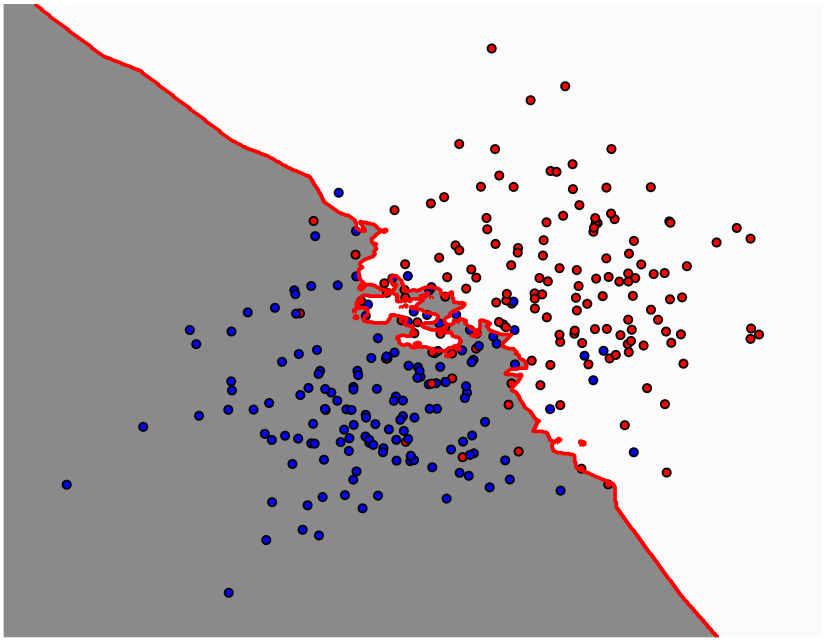
k = 7

Exemple : k plus proches voisins



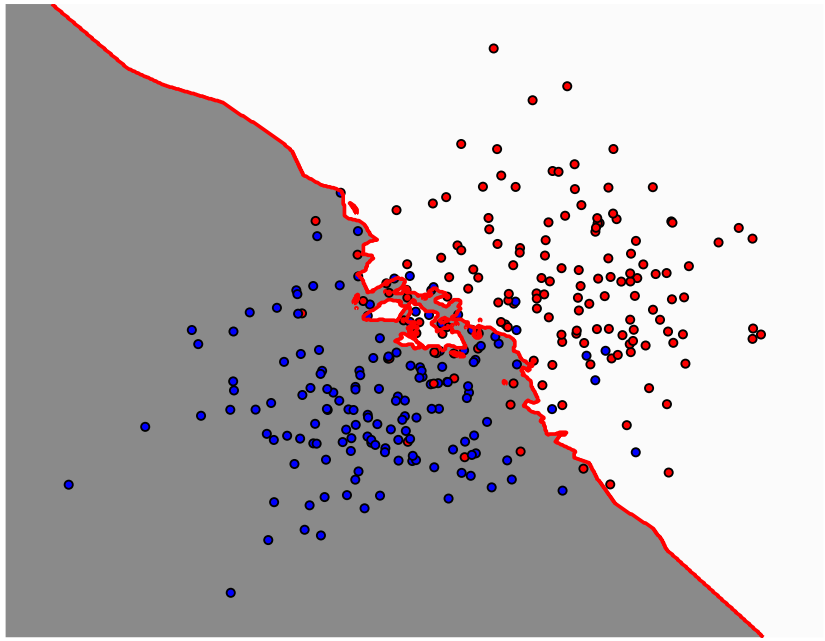
k = 9

Exemple : k plus proches voisins



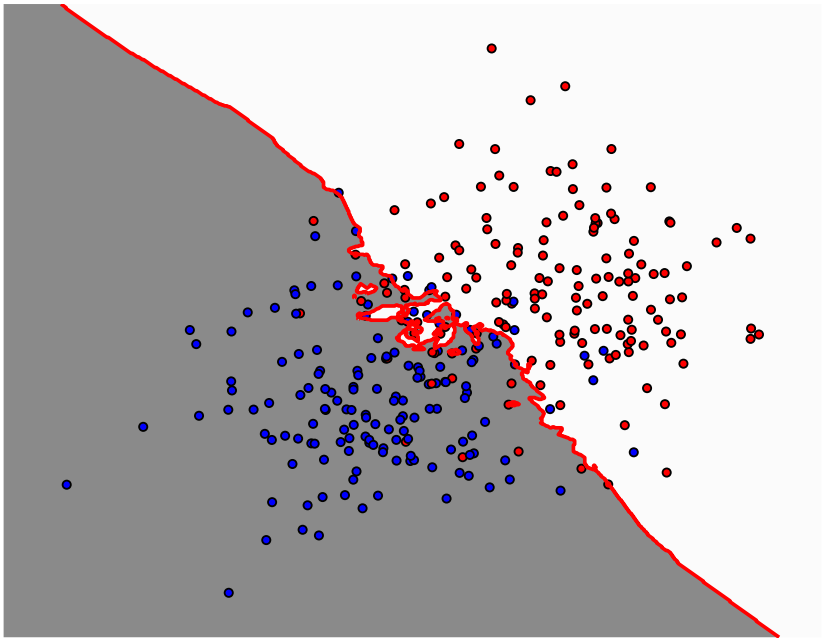
k = 11

Exemple : k plus proches voisins



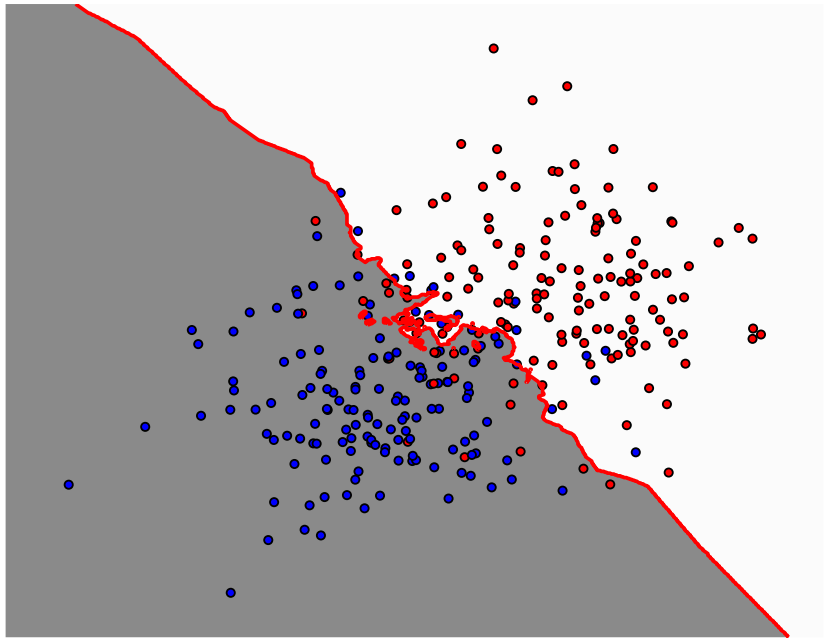
k = 13

Exemple : k plus proches voisins



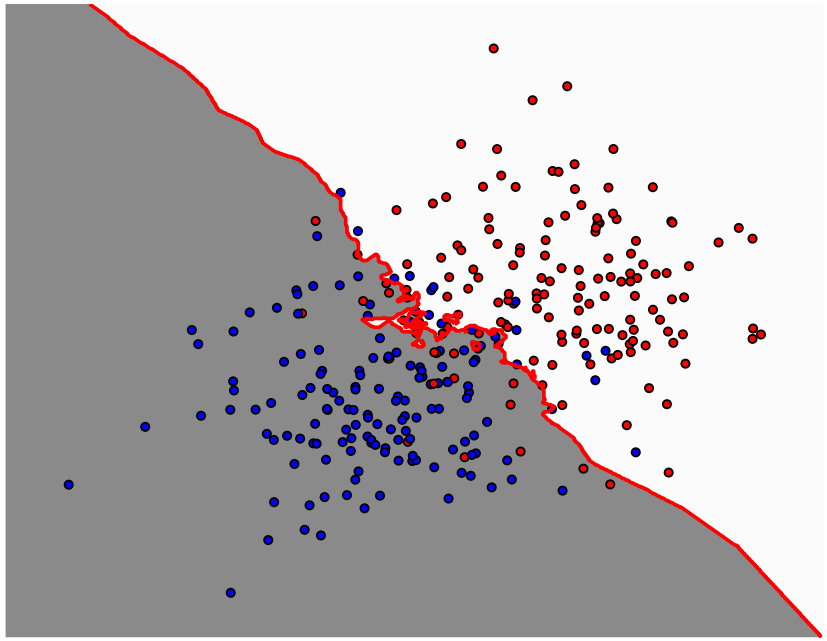
k = 15

Exemple : k plus proches voisins



k = 17

Exemple : k plus proches voisins



k = 19

Matrice de confusion

Matrice de confusion : permet de calculer l'accord entre le résultat d'une classification et des données de référence.

V	V	F	F
V	V	F	E
V	F	E	E
V	V	E	E

Résultat de classification

V			F
V	F		
		E	E
		V	

Données de référence

Construction :

Données de référence

Classification	V	F	E
V			
F			
E			

Matrice de confusion

Matrice de confusion : permet de calculer l'accord entre le résultat d'une classification et des données de référence.

V	V	F	F
V	V	F	E
V	F	E	E
V	V	E	E

Résultat de classification

V			F
V	F		
		E	E
		V	

Données de référence

Construction :

Données de référence

Classification	V	F	E
V	1		
F			
E			

Matrice de confusion

Matrice de confusion : permet de calculer l'accord entre le résultat d'une classification et des données de référence.

V	V	F	F
V	V	F	E
V	F	E	E
V	V	E	E

Résultat de classification

V			F
V	F		
		E	E
		V	

Données de référence

Construction :

Données de référence

Classification	V	F	E
V	1		
F		1	
E			

Matrice de confusion

Matrice de confusion : permet de calculer l'accord entre le résultat d'une classification et des données de référence.

V	V	F	F
V	V	F	E
V	F	E	E
V	V	E	E

Résultat de classification

V			F
V	F		
		E	E
		V	

Données de référence

Construction :

Données de référence

Classification	V	F	E
V	2		
F		1	
E			

Matrice de confusion

Matrice de confusion : permet de calculer l'accord entre le résultat d'une classification et des données de référence.

V	V	F	F
V	V	F	E
V	F	E	E
V	V	E	E

Résultat de classification

V			F
V	F		
		E	E
		V	

Données de référence

Construction :

Données de référence

Classification	V	F	E
V	2	1	
F		1	
E			

Matrice de confusion

Matrice de confusion : permet de calculer l'accord entre le résultat d'une classification et des données de référence.

V	V	F	F
V	V	F	E
V	F	E	E
V	V	E	E

Résultat de classification

V			F
V	F		
		E	E
		V	

Données de référence

Construction :

Données de référence

Classification	V	F	E
V	2	1	
F		1	
E			1

Matrice de confusion

Matrice de confusion : permet de calculer l'accord entre le résultat d'une classification et des données de référence.

V	V	F	F
V	V	F	E
V	F	E	E
V	V	E	E

Résultat de classification

V			F
V	F		
		E	E
		V	

Données de référence

Construction :

Données de référence

Classification	V	F	E
V	2	1	
F		1	
E			2

Matrice de confusion

Matrice de confusion : permet de calculer l'accord entre le résultat d'une classification et des données de référence.

V	V	F	F
V	V	F	E
V	F	E	E
V	V	E	E

Résultat de classification

V			F
V	F		
		E	E
		V	

Données de référence

Construction :

Données de référence

Classification	V	F	E
V	2	1	
F		1	
E	1		2

Matrice de confusion

Matrice de confusion : permet de calculer l'accord entre le résultat d'une classification et des données de référence.

V	V	F	F
V	V	F	E
V	F	E	E
V	V	E	E

Résultat de classification

V			F
V	F		
		E	E
		V	

Données de référence

Construction :

Données de référence

Classification	V	F	E
V	2	1	0
F	0	1	0
E	1	0	2

Matrice de confusion

Données de référence

Classification

	1	j	C
1	n_{11}	$\dots$	n_{1C}
i	$\vdots$	n_{ij}	
C	n_{C1}		n_{CC}

Indices de précision :

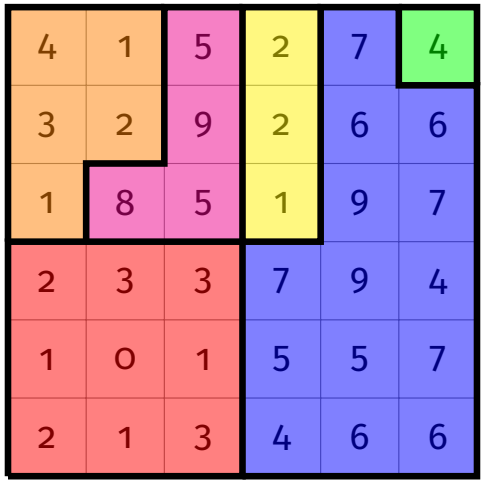
- accord global (*Overall Accuracy*) : $\dfrac{\sum_{i=1}^{C} n_{ii}}{n}$,
- précision utilisateur (*User's Accuracy*) : $p_i^u = \dfrac{n_{ii}}{\sum_{j=1}^{C} n_{ij}}$,

  pourcentage de pixels classés dans la classe i par l'algorithme appartenant effectivement à la classe i dans la vérité terrain,
- précision réalisateur (*Producer's Accuracy*) : $p_i^r = \dfrac{n_{ii}}{\sum_{i=1}^{C} n_{ij}}$,

  pourcentage de pixels référencés dans la classe i effectivement classés dans la classe i par l'algorithme.

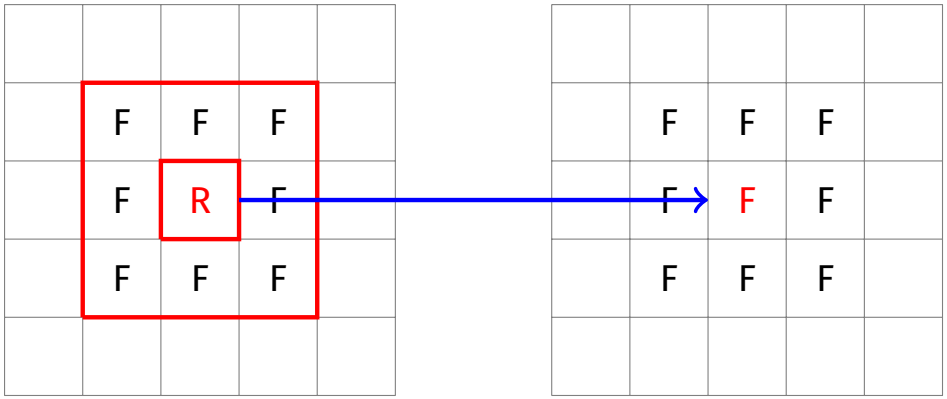
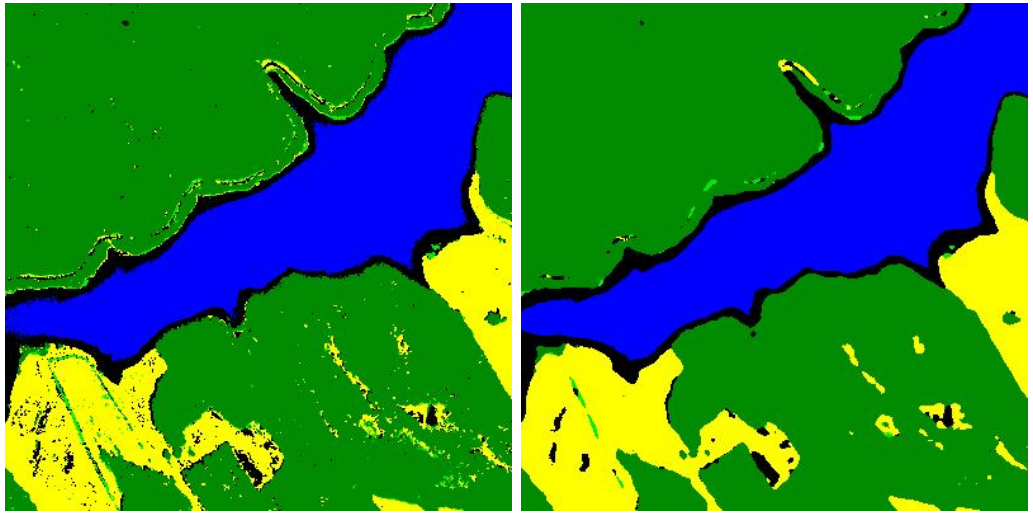
Classification orientée objet

- Au lieu de classifier l'image pixel par pixel, on classifie des groupes de pixels adjacents ou connectés.
- Ces groupes sont appelés « objets ».
- Il est possible de calculer des caractéristiques sur ces objets :
  - spectrales : la valeur moyenne des pixels de l'objet, la variance ...
  - spatiales : l'aire (nombre de pixels), la forme géométrique ...
- On classe un objet à partir de ses caractéristiques spectrales et spatiales.



Régularisation spatiale

- **But** : homogénéiser les cartes de classification.
- Filtrage majoritaire pour éliminier les pixels isolés :



- D'autres approches existent, plus compliquées à mettre en œuvre (champs de Markov, ...) mais qui prennent en compte les *effets de bords*.