Cartographie Thématique – M2-SIA

Jordi Inglada

Février 2015

Sommaire

1 Classification pixel
- Rappel rapide sur la classification
- Extraction de primitives
- Construction des échantillons pour une classification
- Limites de la classification pixel

2 Classification objet
- Introduction à la segmentation d'images
- Classification orientée objet
- Caractérisation des régions en vue d'une classification
- Objets composites (bonus)

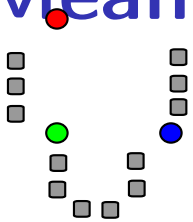
La classification d'images

- Définition : procédure par laquelle on attribue une étiquette aux objets (pixels de l'image)
- Supervisée
- Non-supervisée
- Orientée pixel
- Orientée objet

Classification K-Means

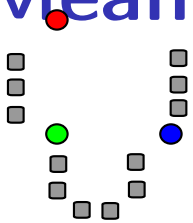
1. les k “moyennes” initiales sont choisies aléatoirement.

Classification K-Means

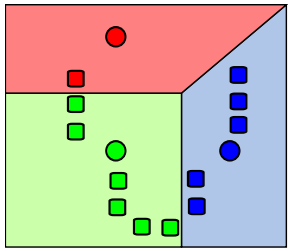


Classification K-Means

1. les k “moyennes” initiales sont choisies aléatoirement.

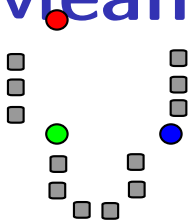


2. k clusters sont crées en associant chaque observation avec la moyenne la plus proche. Les partitions représentent le diagramme de Voronoï généré par les moyennes.

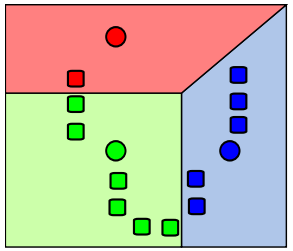


Classification K-Means

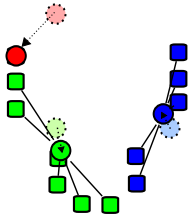
1. les k “moyennes” initiales sont choisies aléatoirement.



2. k clusters sont crées en associant chaque observation avec la moyenne la plus proche. Les partitions représentent le diagramme de Voronoï généré par les moyennes.

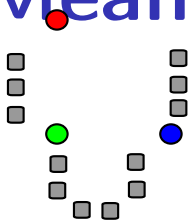


3. Le centre de chaque classe devient la nouvelle moyenne.

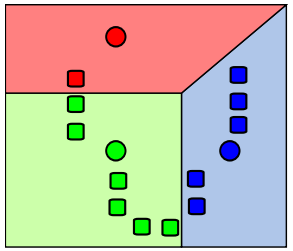


Classification K-Means

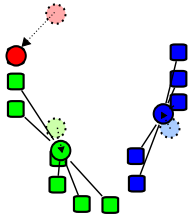
1. les k “moyennes” initiales sont choisies aléatoirement.



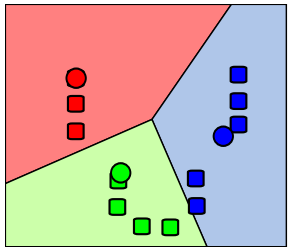
2. k clusters sont crées en associant chaque observation avec la moyenne la plus proche. Les partitions représentent le diagramme de Voronoï généré par les moyennes.



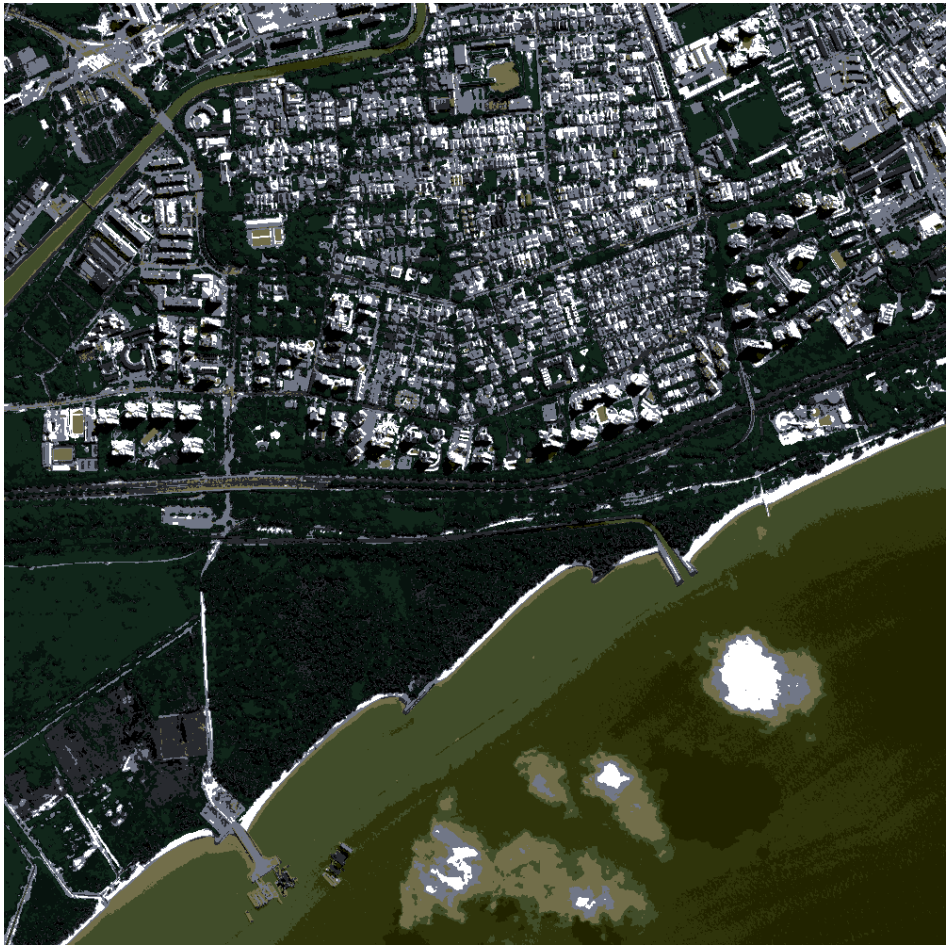
3. Le centre de chaque classe devient la nouvelle moyenne.



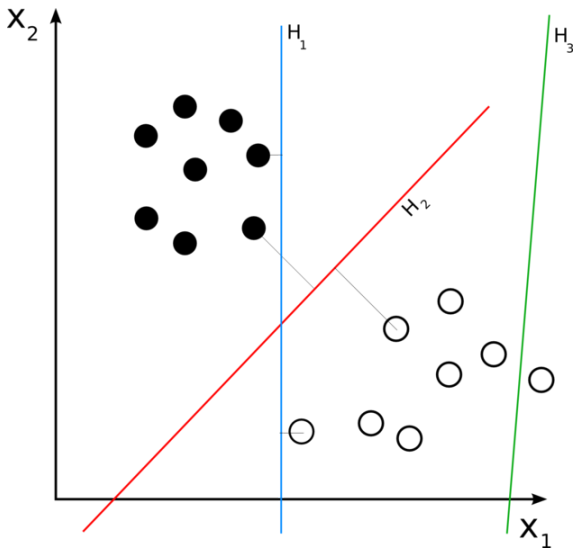
Les étapes 2 et 3 sont répétées jusqu’à la convergence.



Exemple : K-moyennes à 5 classes



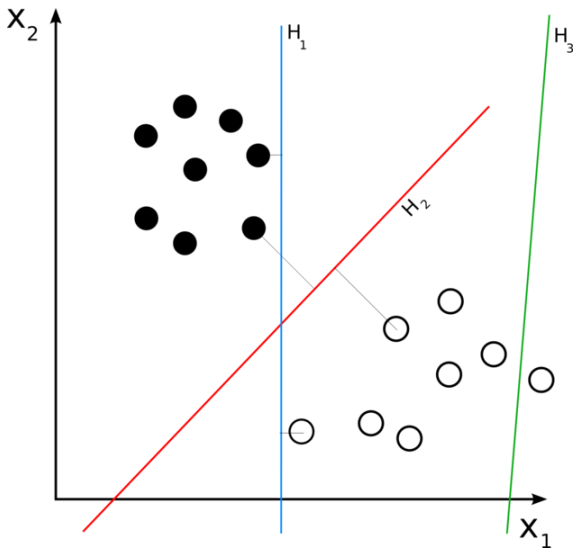
Classification par SVM



Images : Wikipedia

Classification par SVM

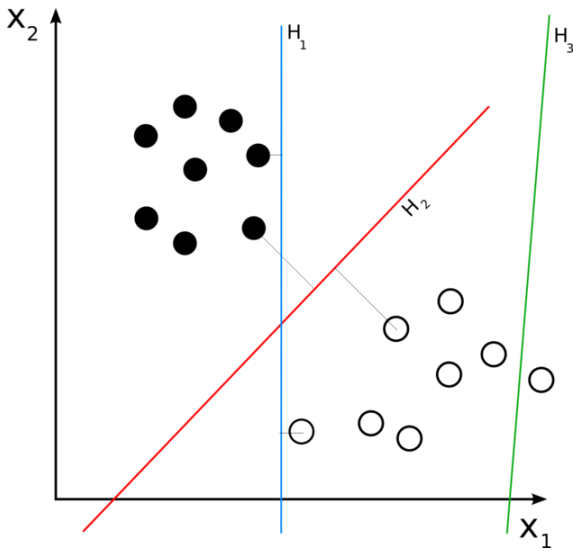
H3 (vert) ne sépare pas les 2 classes.



Images : Wikipedia

Classification par SVM

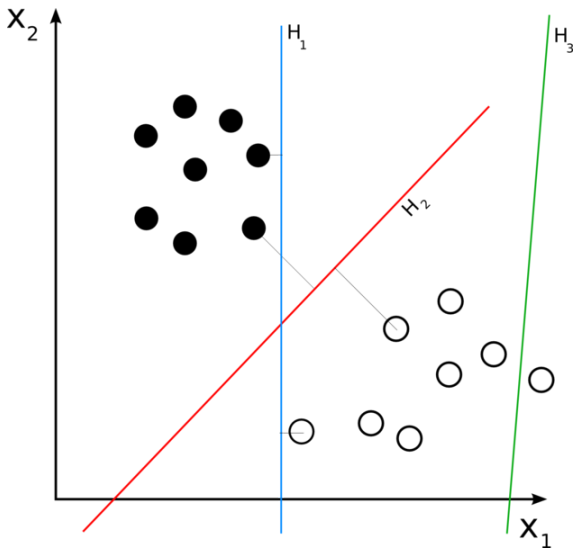
H3 (vert) ne sépare pas les 2 classes.
H1 (bleu) OK, mais petite marge.



Images : Wikipedia

Classification par SVM

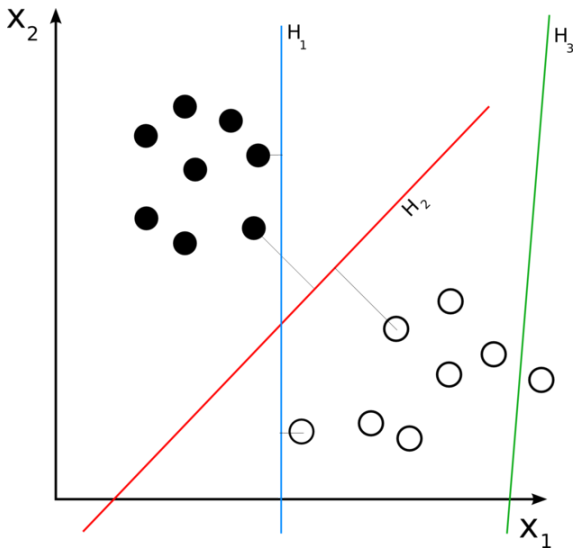
H3 (vert) ne sépare pas les 2 classes.
H1 (bleu) OK, mais petite marge.
H2 (rouge) marge maximale.



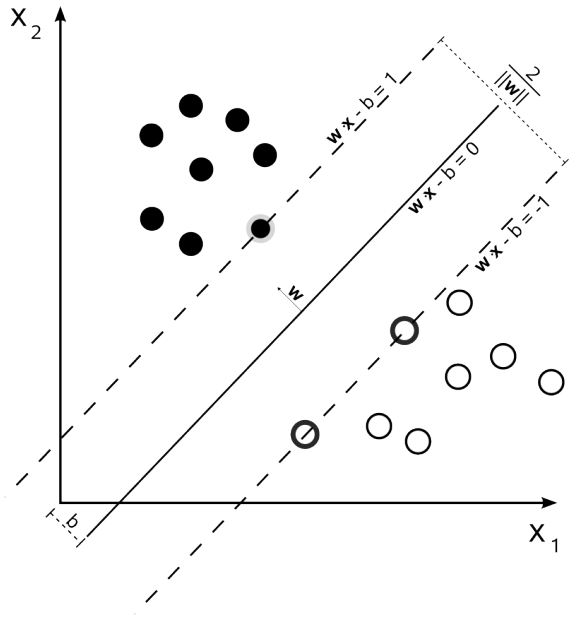
Images : Wikipedia

Classification par SVM

H3 (vert) ne sépare pas les 2 classes.
H1 (bleu) OK, mais petite marge.
H2 (rouge) marge maximale.

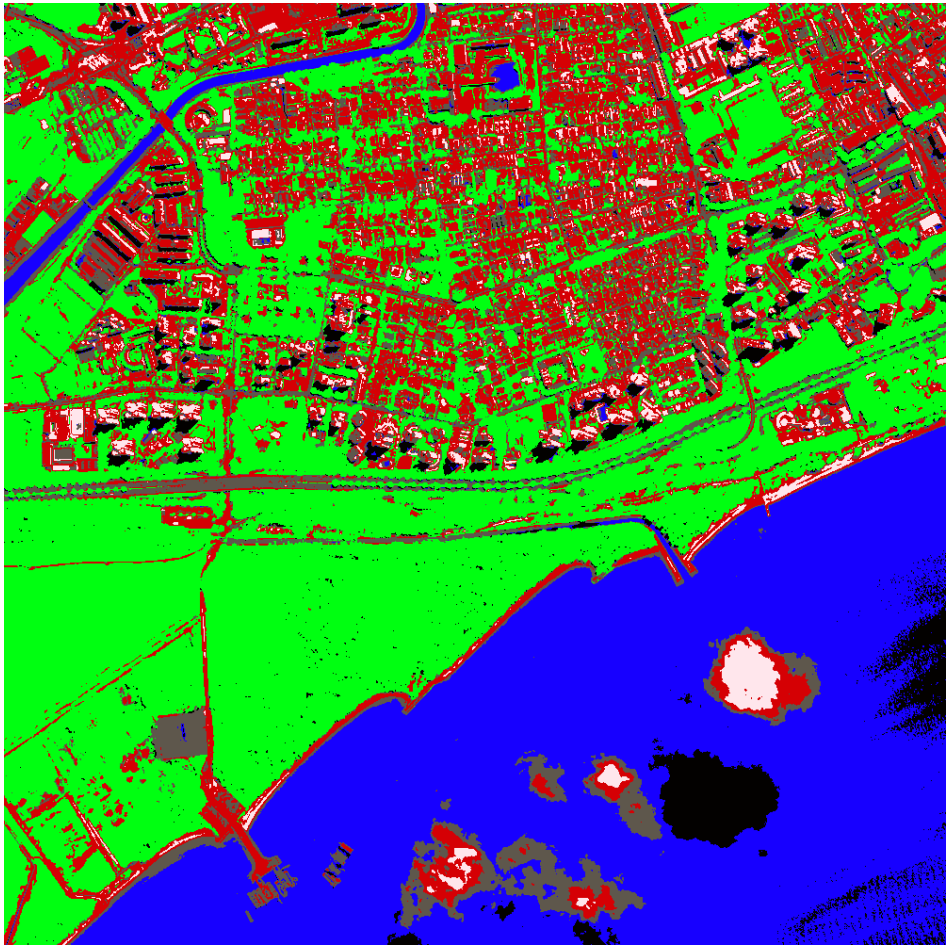


Hyperplan à marge maximale
SVM appris avec des échantillons de 2 classes.
Échantillons dans la marge : vecteurs support.



Images : Wikipedia

Exemple : SVM à 6 classes Eau, végétation, bâti, routes, nuages, ombres



La classification en 4 étapes

1. Sélection des attributs pertinents (primitives, etc.)
2. Création d'un vecteur d'attributs par pixel
3. Choix de l'étiquette de la classe (dans le cas supervisé)
4. Apprentissage du classifieur

Sommaire

1 Classification pixel
- Rappel rapide sur la classification
- Extraction de primitives
- Construction des échantillons pour une classification
- Limites de la classification pixel

2 Classification objet
- Introduction à la segmentation d'images
- Classification orientée objet
- Caractérisation des régions en vue d'une classification
- Objets composites (bonus)

Extraction de primitives

- L'objet à classer (pixel, région de l'image) est représenté dans un espace à N dimensions
- C'est l'espace des caractéristiques
  - Typiquement, l'espace des bandes spectrales
- Souvent, les bandes spectrales ne constituent pas la meilleure représentation de l'information pertinente
  - Extraction d'indices (primitives, caractéristiques) pertinents

Indices radiométriques

- Des combinaisons de bandes spectrales pour mettre en évidence des propriétés particulières
  - Végétation
  - Sols nus
  - Bâti
  - Eau
- Construction à partir de la connaissance de la physique de la mesure

Indices de végétation

- NDVI : Normalized Difference Vegetation Index

$$\mathbf{NDVI} = \frac{L_{NIR} - L_r}{L_{NIR} + L_r} \tag{1}$$

Indices de végétation

RVI	Ratio Vegetation Index [1]
PVI	Perpendicular Vegetation Index [2, 3]
SAVI	Soil Adjusted Vegetation Index [4]
TSAVI	Transformed Soil Adjusted Vegetation Index [6, 5]

R. L. Pearson and L. D. Miller. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the shortgrass prairie, pawnee national grasslands, colorado. In *Proceedings of the 8th International Symposium on Remote Sensing of the Environment II*, pages 1355–1379, 1972.

A. J. Richardson and C. L. Wiegand. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 43(12) :1541–1552, 1977.

C. L. Wiegand, A. J. Richardson, D. E. Escobar, and A. H. Gerbermann. Vegetation indices in crop assessments. *Remote Sensing of Environment*, 35 :105–119, 1991.

A. R. Huete. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25 :295–309, 1988.

E. Baret and G. Guyot. Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment. *Remote Sensing of Environment*, 35 :161–173, 1991.

E. Baret, G. Guyot, and D. J. Major. TSAVI : A vegetation index which minimizes soil brightness effects on LAI and APAR estimation. In *Proceedings of the 12th Canadian Symposium on Remote Sensing, Vancouver, Canada*, pages 1355–1358, 1989.

Indices de végétation

MSAVI	Modified Soil Adjusted Vegetation Index [1]
MSAVI2	Modified Soil Adjusted Vegetation Index [1]
GEMI	Global Environment Monitoring Index [2]
WDVI	Weighted Difference Vegetation Index [3, 4]
AVI	Angular Vegetation Index [5]

J. Qi, A. . Chehbouni, A. Huete, Y. Kerr, and S. Sorooshian. A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 47 :1–25, 1994.

B. Pinty and M. M. Verstraete. GEMI : a non-linear index to monitor global vegetation from satellites. *Vegetatio*, 101 :15–20, 1992.

J. Clevers. The derivation of a simplified reflectance model for the estimation of leaf area index. *Remote Sensing of Environment*, 25 :53–69, 1988.

J. Clevers. Application of the wdvi in estimating lai at the generative stage of barley. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 46(1) :37–47, 1991.

S. Plummer, P. North, and S. Briggs. The Angular Vegetation Index (AVI) : an atmospherically resistant index for the Second Along-Track Scanning Radiometer (ATSR-2). In *Sixth International Symposium on Physical Measurements and Spectral Signatures in Remote Sensing, Val d'Isere*, 1994.

Indices de végétation

ARVI	Atmospherically Resistant Vegetation Index [1]
TSARVI	Transformed Soil Adjusted Vegetation Index [1]
EVI	Enhanced Vegetation Index [2, 3]
IPVI	Infrared Percentage Vegetation Index [4]
TNDVI	Transformed NDVI [5]

Y. J. Kaufman and D. Tanré. Atmospherically Resistant Vegetation Index (ARVI) for EOS-MODIS. *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(2) :261–270, Mar. 1992.

A. R. Huete, C. Justice, and H. Liu. Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS. *Remote Sensing of Environment*, 49 :224–234, 1994.

C. O. Justice, et al. The moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) : Land remote sensing for global change research. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36 :1–22, 1998.

R. E. Crippen. Calculating the vegetation index faster. *Remote Sensing of Environment*, 34(1) :71–73, 1990.

D. W. Deering, J. W. Rouse, R. H. Haas, and H. H. Schell. Measuring ̈forage productionöf grazing units from Landsat-MSS data. In *Proceedings of the Tenth International Symposium on Remote Sensing of the Environment. ERIM, Ann Arbor, Michigan, USA*, pages 1169–1198, 1975.

Indices d'eau

Indices d'eau

SRWI	Simple Ratio Water Index [1]
NDWI	Normalized Difference Water Index [2]
NDWI2	Normalized Difference Water Index [3]
MNDWI	Modified Normalized Difference Water Index [4]
NDPI	Normalized Difference Pond Index [5]
NDTI	Normalized Difference Turbidity Index [5]
SA	Spectral Angle

P. J. Zarco-Tejada and S. Ustin. Modeling canopy water content for carbon estimates from MODIS data at land EOS validation sites. In *International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '01*, pages 342–344, 2001.

B. cai Gao. NDWI - a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3) :257–266, Dec. 1996.

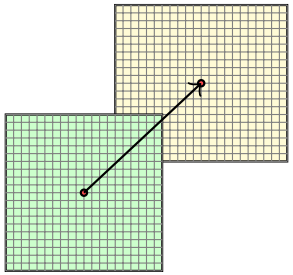
S. K. McFeeters. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7) :1425–1432, 1996.

H. Xu. Modification of normalised difference water index (ndwi) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14) :3025–3033, 2006.

J. Lacauxa, Y. T. andC. Vignollesa, J. Ndioneb, and M. Lafayec. Classification of ponds from high-spatial resolution remote sensing : Application to rift valley fever epidemics in senegal. *Remote Sensing of Environment*, 106(1) :66–74, 2007.

Textures

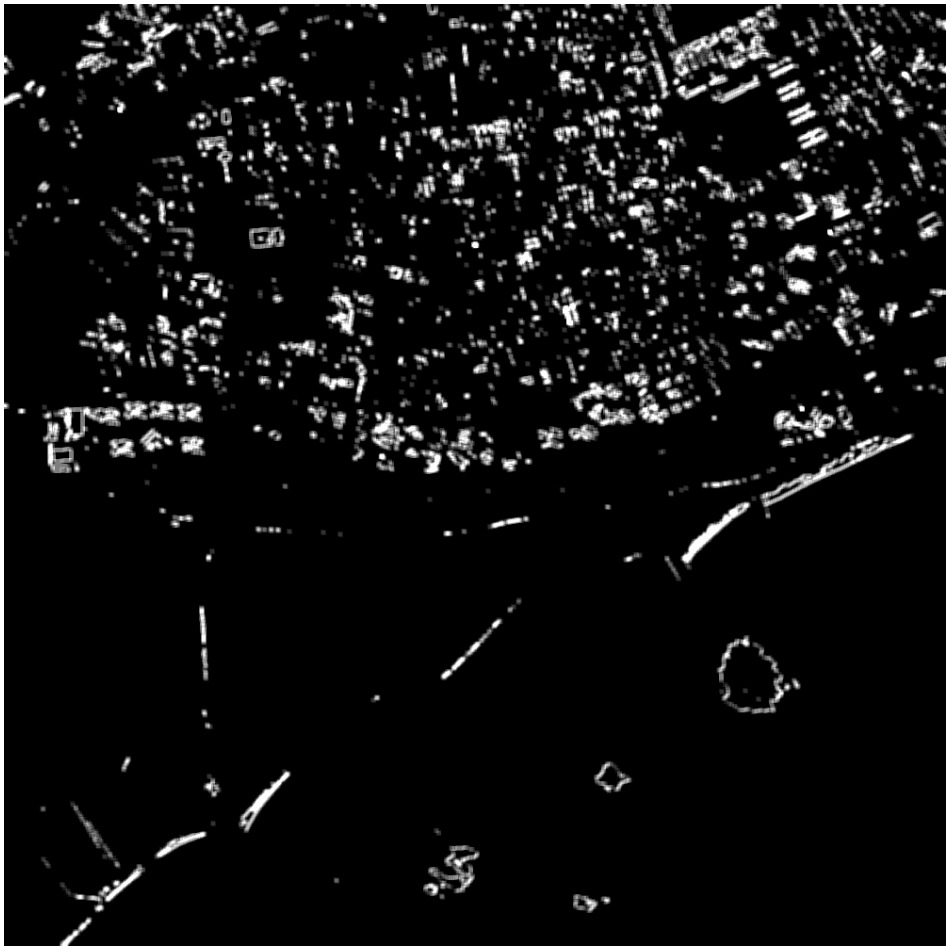
- Certaines classes ne sont pas caractérisées par la valeur moyenne des pixels, mais par une organisation spatiale des valeurs
  - C'est la texture
- Il existe une grande quantité d'indices de texture, mais la plupart sont calculés à partir des statistiques des valeurs des pixels dans un voisinage (autour du pixel à caractériser)
- On utilise souvent la matrice de co-occurrences
  - Matrice de covariance entre les valeurs autour d'un pixel et les valeurs obtenues en décalant ce voisinage
  - Les textures de Haralick ce sont des indices calculés à partir de cette matrice



Textures

Energie	$f_1 = \sum_{i,j} g(i,j)^2$
Entropie	$f_2 = -\sum_{i,j} g(i,j) \log_2 g(i,j)$, or 0 if $g(i,j) = 0$
Corrélation	$f_3 = \sum_{i,j} \frac{(i-\mu)(j-\mu)g(i,j)}{\sigma^2}$
Moment différence	$f_4 = \sum_{i,j} \frac{1}{1+(i-j)^2} g(i,j)$
Inertie (ou contraste)	$f_5 = \sum_{i,j} (i-j)^2 g(i,j)$
Cluster Shade	$f_6 = \sum_{i,j} ((i-\mu)+(j-\mu))^3 g(i,j)$
Cluster Prominence	$f_7 = \sum_{i,j} ((i-\mu)+(j-\mu))^4 g(i,j)$
Corrélation de Haralick	$f_8 = \frac{\sum_{i,j}(i,j)g(i,j) - \mu_t^2}{\sigma_t^2}$

Textures
Exemple



Autres indices avec des données exogènes

- Données exogènes : données *autres* que les images
- Topographie : Modèle numérique de terrain (MNT)
- Cartes numériques
  - pédologie (type de sol)
  - données climatiques
- Caractéristiques calculées dans un Système d'information géographique (SIG)
  - distance à une route
  - densité de population
  - etc.

Sommaire

1 Classification pixel
Rappel rapide sur la classification
Extraction de primitives
Construction des échantillons pour une classification
Limites de la classification pixel

2 Classification objet
Introduction à la segmentation d'images
Classification orientée objet
Caractérisation des régions en vue d'une classification
Objets composites (bonus)

Vecteur de primitives

- Chaque individu (pixel) à classer est représenté par un vecteur de caractéristiques
  - on concatène les différents indices calculés
- Besoin de normalisation
  - La plupart des algorithmes de classification sont basés sur une mesure de distance entre individus
    - Distance Euclidienne dans le k-means
  - Les primitives avec une dynamique plus importante ont plus de poids
  - Normalisation par primitive (moyenne nulle, variance unité)

Échantillonnage de la population

- La convergence des algorithmes d'apprentissage peut être lente si on utilise beaucoup d'individus (pixels)
- Réduction du nombre d'individus par sous-échantillonnage
  - Systématique : un pixel sur N
  - Aléatoire
- Réduire le nombre d'individus peut produire des apprentissages moins précis
  - Certaines classes pourraient ne pas être échantillonnées (dans le cas supervisé)
  - Échantillonnage stratifié en utilisant des données exogènes
    - MNT, type de sol, etc.

Sélection de primitives

- Le calcul de primitives peut être coûteux
- Certains algorithmes ont des performances qui diminuent avec la dimension de l'espace des caractéristiques
- Comment réduire le nombre de primitives utilisées pour la classification
  1. Éliminer les primitives redondantes
     - mesure de similarité/corrélation entre primitives
  2. Détecter les primitives sans information pertinente
     - mesure de similarité/corrélation entre primitive et étiquette de classe

Sommaire

1 Classification pixel
- Rappel rapide sur la classification
- Extraction de primitives
- Construction des échantillons pour une classification
- Limites de la classification pixel

2 Classification objet
- Introduction à la segmentation d'images
- Classification orientée objet
- Caractérisation des régions en vue d'une classification
- Objets composites (bonus)

Limites de la classification pixel
Le contexte

- La classification des pixels individuellement peut produire des résultats bruités
  - pixels appartenant à une classe isolés dans des régions appartenant à d'autres classes
- Besoin de prendre en compte le contexte (voisinage) des pixels pour l'attribution d'une étiquette
- Solutions simples :
  - filtrage post-classification
    - vote majoritaire dans un voisinage
  - classification suite à une segmentation
    - cf. cours sur les approches "objet"
- Solutions complexes
  - Prise en compte du contexte dans la phase d'apprentissage
  - Modèles de Markov, cliques, etc.
    - probabilité des différentes configurations locales

Limites de la classification pixel
Les objets

- Les approches "pixel", même contextuelles, n'utilisent que des caractéristiques liées aux valeurs des pixels
  - indices radiométriques
  - statistiques
  - textures
- Souvent (haute résolution) il y a d'autres caractéristiques pertinentes
  - Aspects métriques des objets : surface, périmètre, distance entre objets, orientations absolues et relatives
  - Aspects morphologiques : compacité, régularité
  - Aspects topologiques : adjacence, inclusion, agencement relatif
- OBIA : Object Based Image Analysis
  - Demande une extraction préalable des objets significatifs dans l'image
  - Thème du prochain cours

Sommaire

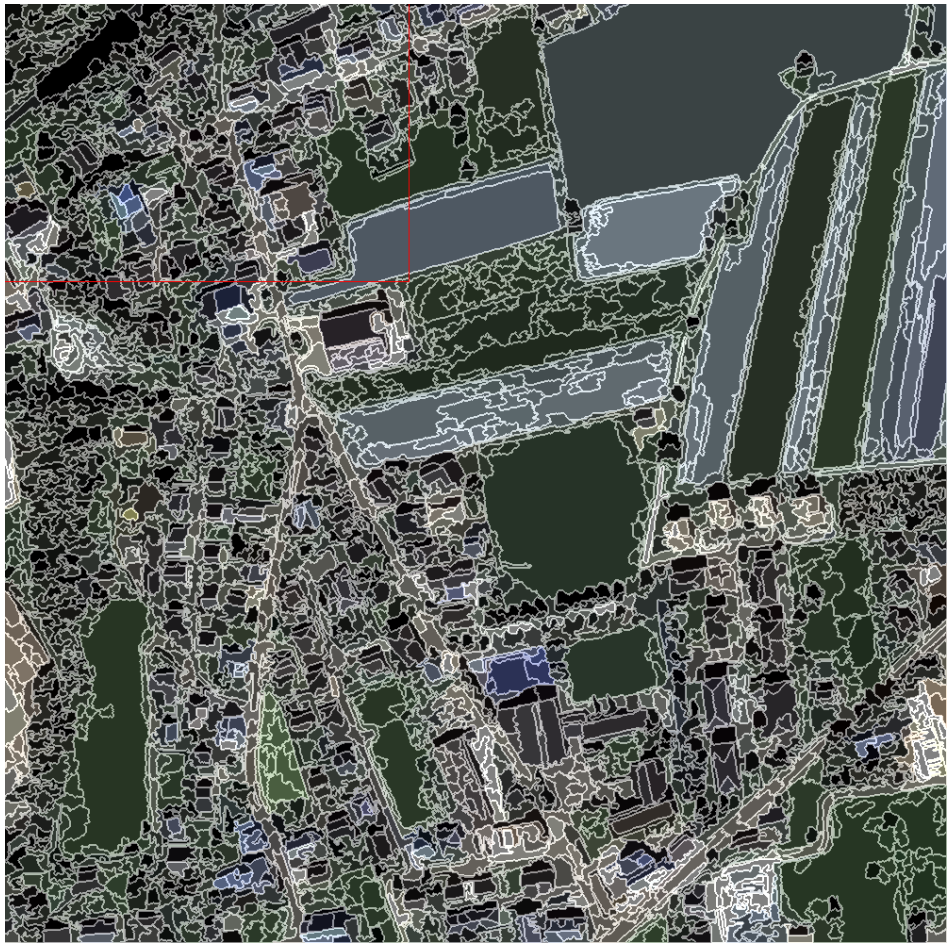
1 Classification pixel
- Rappel rapide sur la classification
- Extraction de primitives
- Construction des échantillons pour une classification
- Limites de la classification pixel

2 Classification objet
- Introduction à la segmentation d'images
- Classification orientée objet
- Caractérisation des régions en vue d'une classification
- Objets composites (bonus)

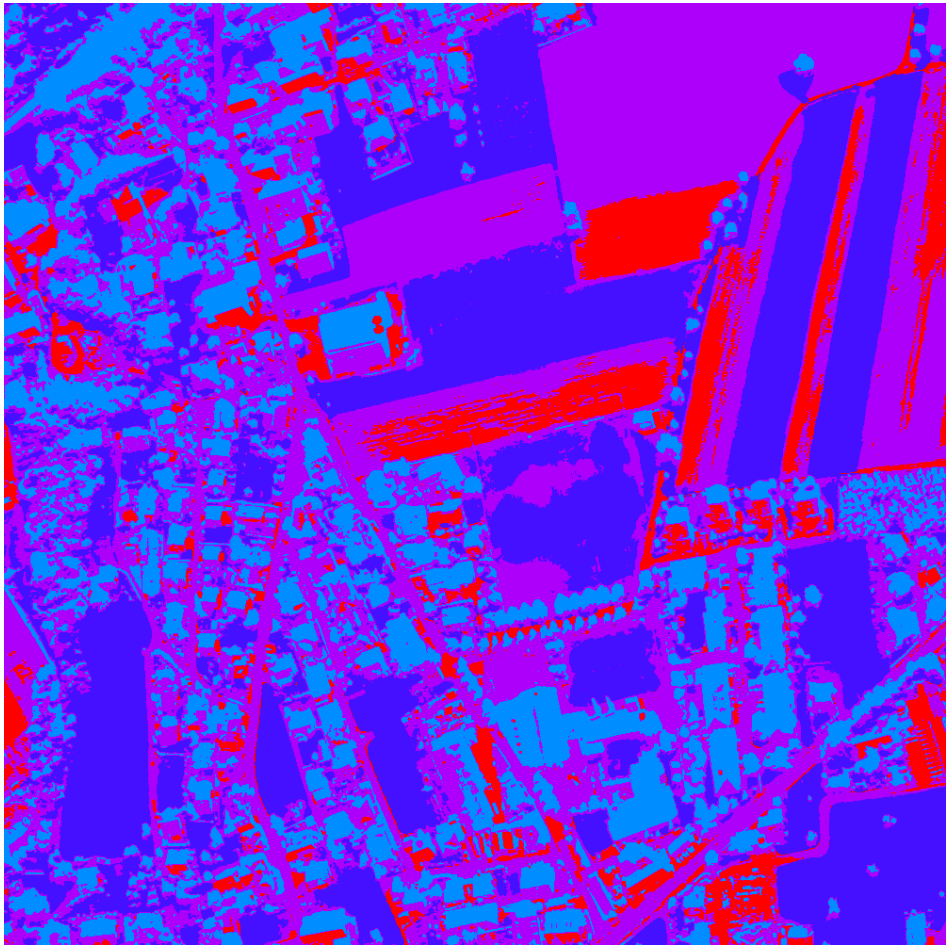
Différence entre classification et segmentation

- Classification : procédure par laquelle on attribue une étiquette aux objets (pixels de l'image)
  - Des objets différents peuvent avoir la même étiquette (ils appartiennent à la même classe)
  - Il peut y avoir des pixels isolés d'une classe au sein de régions appartenant à une autre classe
- Segmentation : partition de l'image en régions homogènes par rapport à un critère donné
  - Chaque région a une étiquette différente ; ce ne sont pas des étiquettes de classe, mais des identifiants de région
  - On élimine les pixel isolés

Différence entre classification et segmentation



Segmentation



Classification

Segmentation basée sur une classification

- Comment segmenter une image multi-bande ?
  - Certains algorithmes de segmentation nécessitent une image mono-bande en entrée
- Utilisation d'une classification non-supervisée pour générer une image de classes
- Segmentation de l'image de classes

Classification basée sur une segmentation

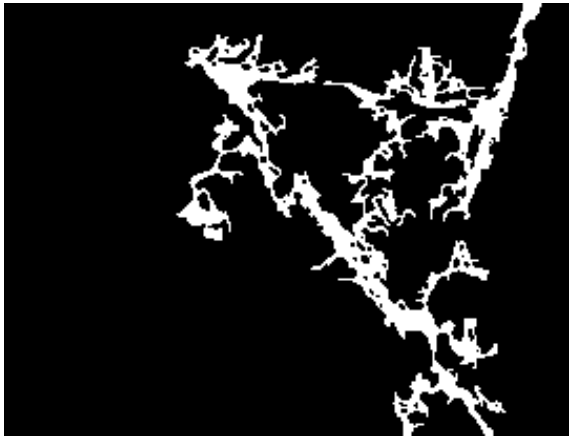
- Objectif : éviter des pixels isolés au sein d'une autre classe
- On utilise la segmentation pour construire une image constante par morceaux
  - Pas de pixel isolé
- Ce n'est pas équivalent à une classification objet
  - Pas de caractérisation de la forme et la taille des objets

Croissance de régions

- L'algorithme de segmentation le plus simple
- Point de départ : des graines pour la croissance
  - des pixels à partir desquels on construit les régions
- On évalue les pixels voisins pour décider de les inclure dans la région
  - critères de similarité radiométrique, statistique, forme de la région, etc.
- On itère le processus sur les pixels de la nouvelle frontière de la région
- Avantage
  - Choix du critère de croissance très flexible
- Inconvénients
  - Comment choisir les graines
  - Comment gérer la superposition des régions
  - Comment assurer une partition exhaustive de l'image

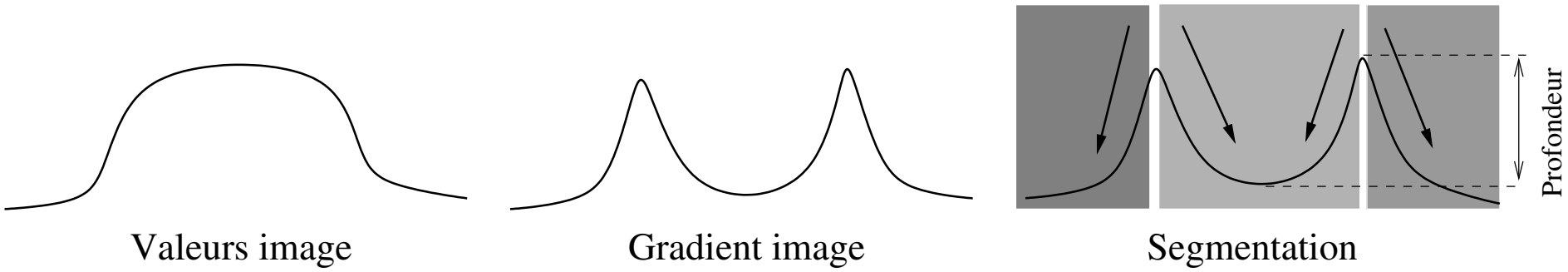
Croissance de régions
Exemple

Résultat de segmentation avec 2 graines différentes



Ligne de partage des eaux

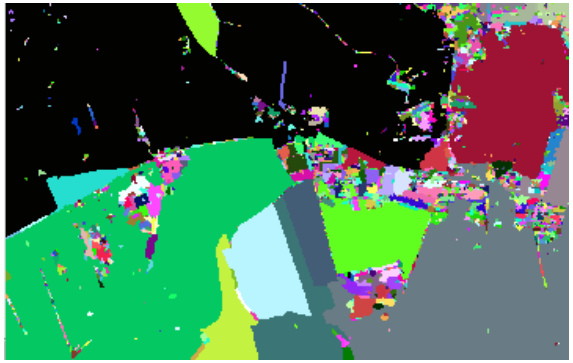
- Le gradient de l'image est considéré comme une surface topographique
- On remplit les "bassins" avec de l'eau
- La profondeur détermine le niveau de segmentation de l'image



- Le gradient peut être
  - vectoriel (images multi-bande)
  - calculé sur des images de primitives

Ligne de partage des eaux
Exemple

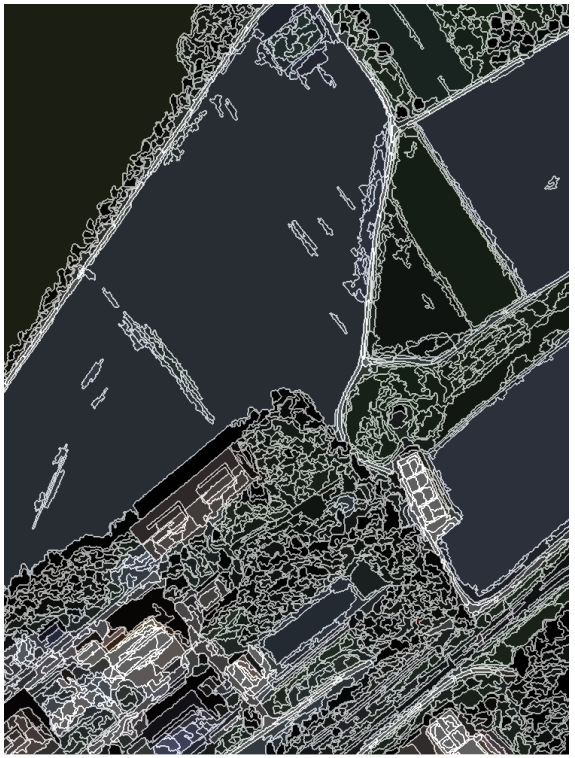
Segmentations avec des niveaux de remplissage différents

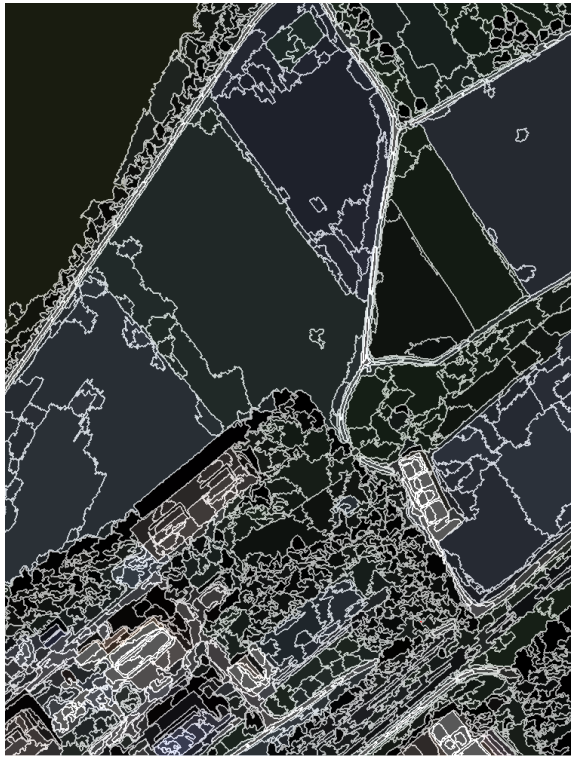


Mean-shift

- Technique de clustering de données
- Principe
  - Chaque individu est représenté par un point dans l'espace à N dimensions (bandes spectrales).
  - Déplacement de chaque individu vers la moyenne des individus se trouvant dans une boule de rayon d_c autour.
  - Application itérative jusqu'à convergence
- Prise en compte de l'information spatiale
  - contrainte de proximité spatiale
    - boule de rayon d_s pour limiter la portée spatiale sur laquelle on compare les pixels
  - l'algorithme converge vers des valeurs moyennes qui représentent des pixels proches spatialement.
- Après convergence, on va associer chaque pixel au mode le plus proche.
- Seuil pour la taille spatiale minimale des régions obtenues.
  - Les régions de taille inférieure, seront fusionnées avec la région adjacente la plus proche dans l'espace des caractéristiques.

Mean-shift
Exemple





Sommaire

1 Classification pixel
- Rappel rapide sur la classification
- Extraction de primitives
- Construction des échantillons pour une classification
- Limites de la classification pixel

2 Classification objet
- Introduction à la segmentation d'images
- Classification orientée objet
- Caractérisation des régions en vue d'une classification
- Objets composites (bonus)

OBIA
Object-based image analysis

- De la classification d'une segmentation à la classification objet
  - La classification d'une segmentation rend des résultats sans pixels isolés mais ...
  - La segmentation peut introduire une perte d'information
- L'OBIA utilise les régions d'une segmentation pour
  - Calculer des primitives pixel et leurs statistiques au sein de chaque région
  - Caractériser la forme et la taille des régions
  - Analyser les relations spatiales entre les régions

Sommaire

1 Classification pixel
- Rappel rapide sur la classification
- Extraction de primitives
- Construction des échantillons pour une classification
- Limites de la classification pixel

2 Classification objet
- Introduction à la segmentation d'images
- Classification orientée objet
- Caractérisation des régions en vue d'une classification
- Objets composites (bonus)

Statistiques des primitives pixel

- Réflectances
- Indices radiométriques
- Textures
- Toute autre primitive pixel
- Moments statistiques d'ordre 1 à 4

$$\mu_1 = \frac{1}{N} \sum_j x$$

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_j (x - \mu_1)^i$$

Primitives région

- Métriques
  - Surface, périmètre
- Forme
  - Compacité
  - Descripteurs de Fourier
  - Moments géométriques

$$c_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} (x+iy)^p (x-iy)^q f(x,y)\,dxdy$$

Primitives contextuelles

- Objectif
  - Prise en compte des régions adjacentes ou proches
- Approche simple
  - Utiliser les caractéristiques des régions adjacentes pour la classification de la région courante
  - Via des histogrammes ou autres versions résumées
- Utilisation de relations binaires entre les régions
  - Orientation, distance
  - Parallélisme
  - Inclusion (pour les segmentations multi-niveaux)

Sommaire

1 Classification pixel
- Rappel rapide sur la classification
- Extraction de primitives
- Construction des échantillons pour une classification
- Limites de la classification pixel

2 Classification objet
- Introduction à la segmentation d'images
- Classification orientée objet
- Caractérisation des régions en vue d'une classification
- Objets composites (bonus)

Objets composites

Décrire la THRS

- Au delà de la radiométrie, de la texture ou de la forme
- Agencement, orientation relative
- Sémantique par la fonction plutôt que par la structure

Objets composites

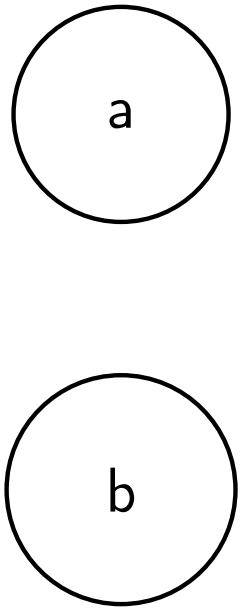
Décrire la THRS

- Au delà de la radiométrie, de la texture ou de la forme
- Agencement, orientation relative
- Sémantique par la fonction plutôt que par la structure

Relations spatiales

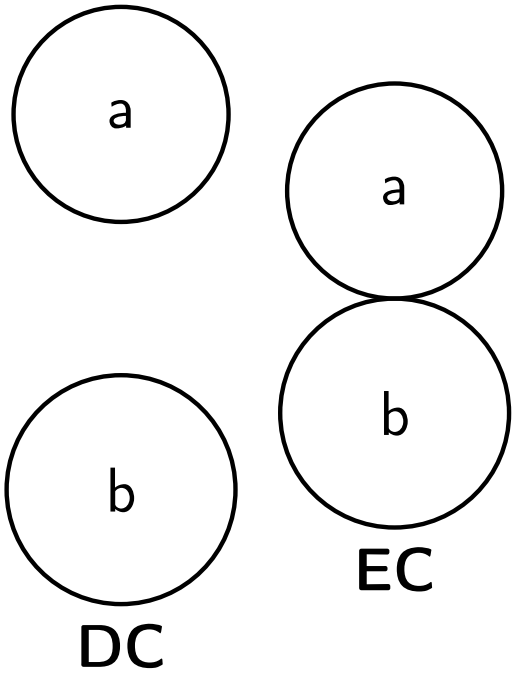
- Ne décrivent pas une région, mais des couples, des triplets, etc.
- Aspect non métrique
- Algèbre de raisonnement

RCC8
Topologie des couples de régions

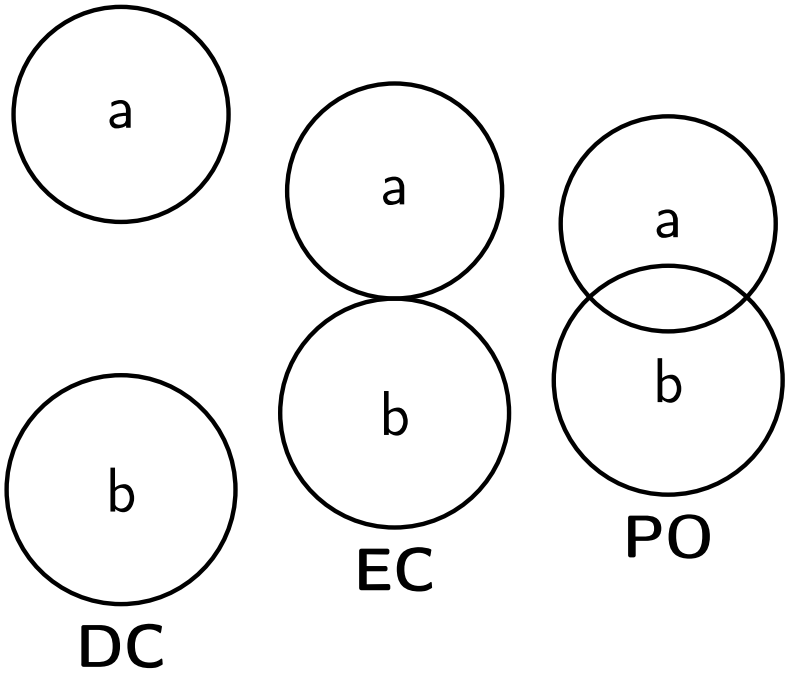


DC

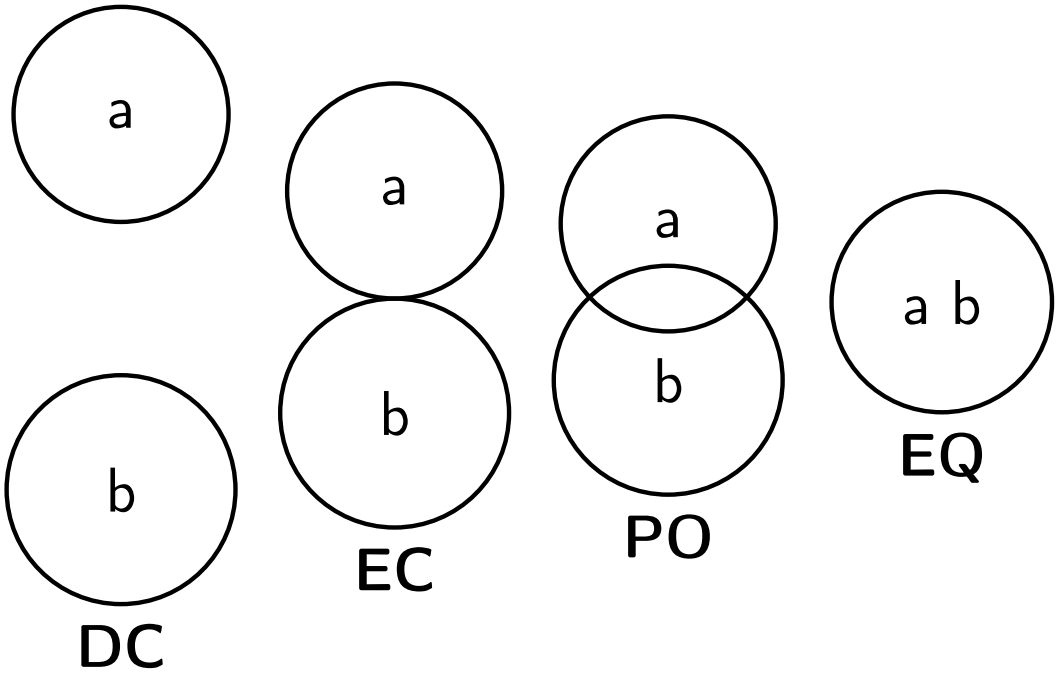
RCC8
Topologie des couples de régions



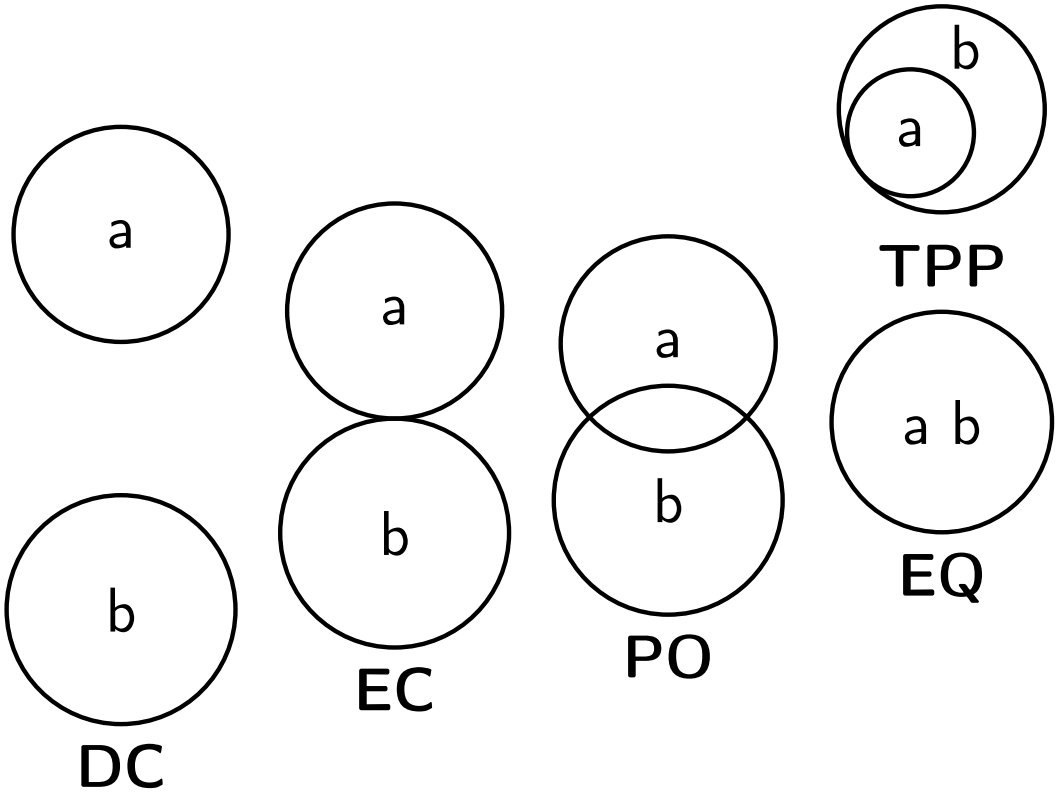
RCC8
Topologie des couples de régions



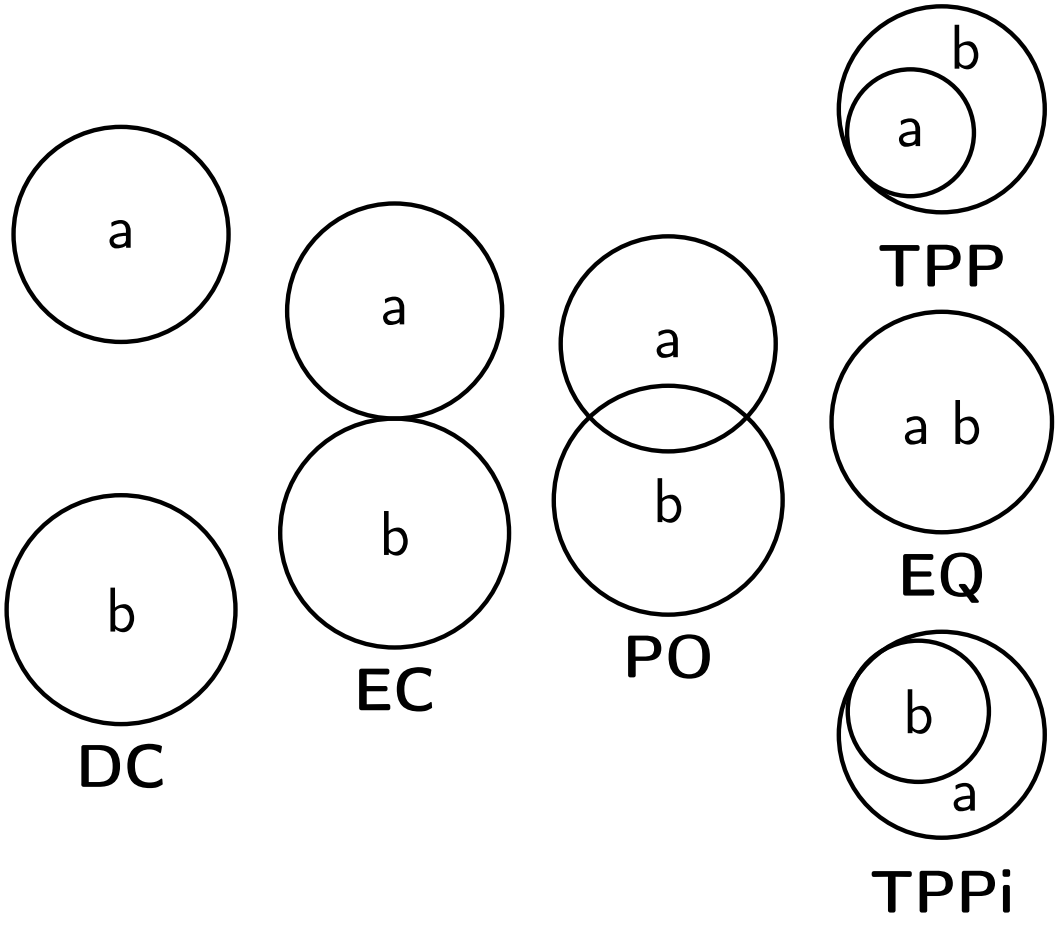
RCC8
Topologie des couples de régions



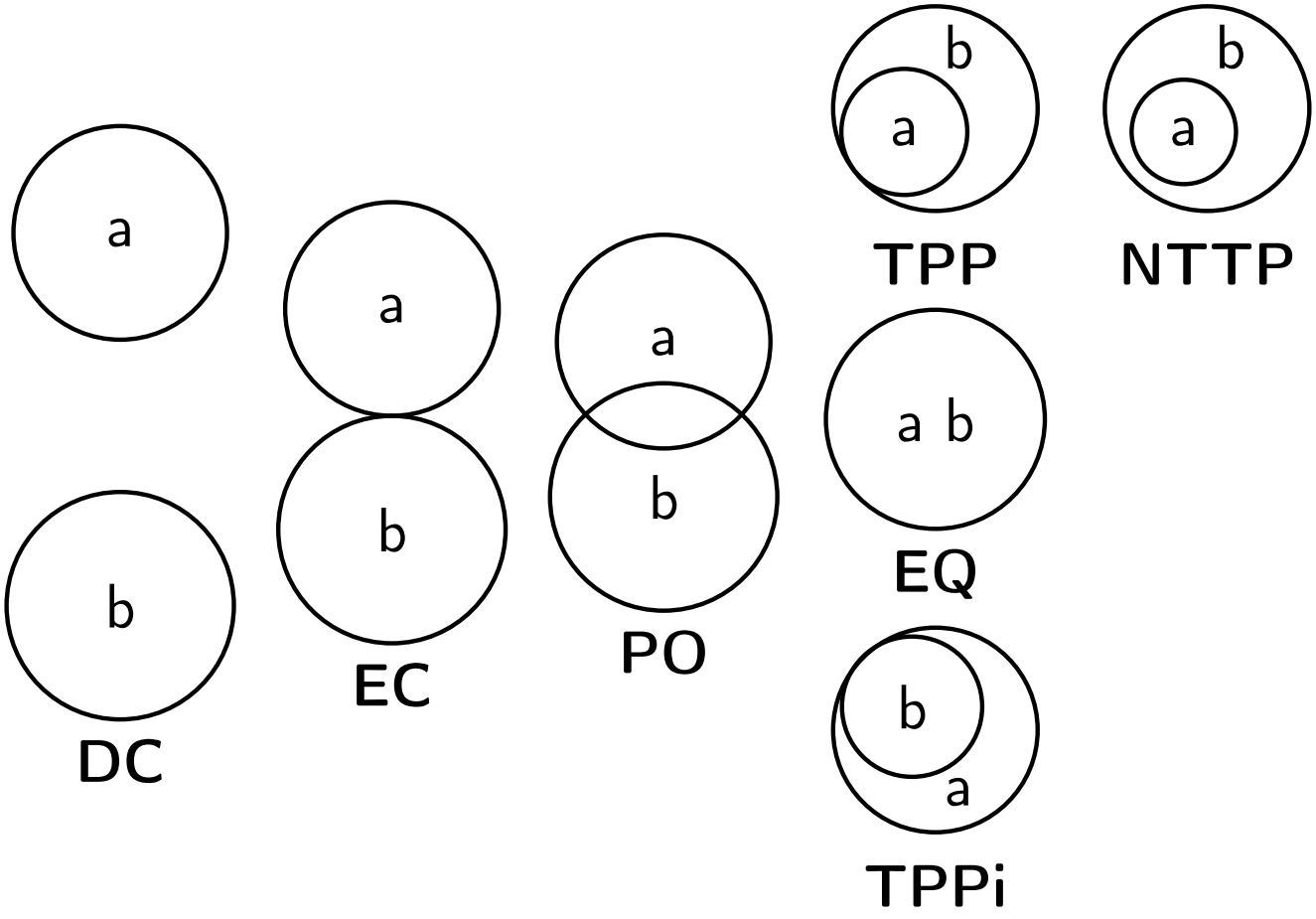
RCC8
Topologie des couples de régions



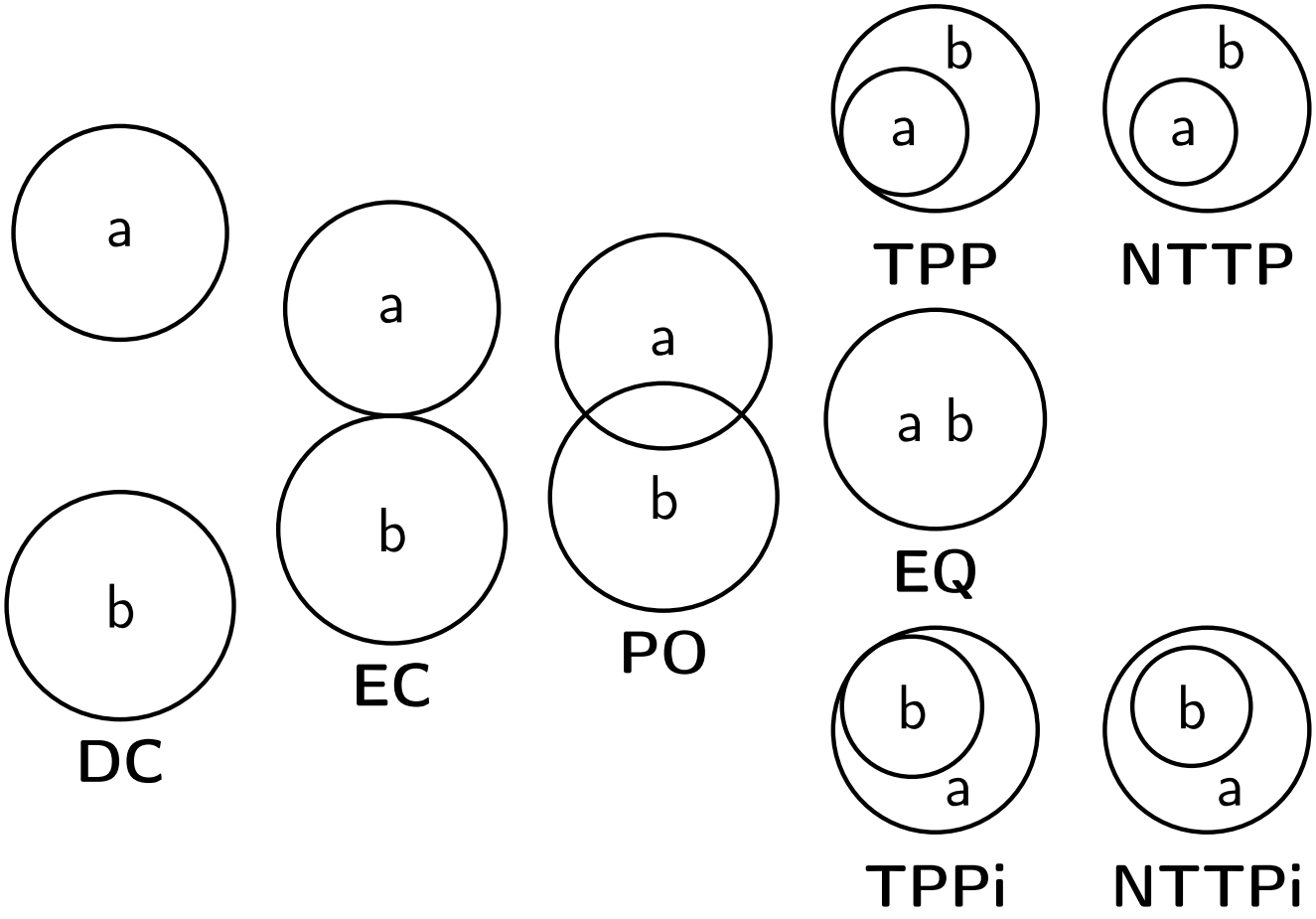
RCC8
Topologie des couples de régions



RCC8
Topologie des couples de régions



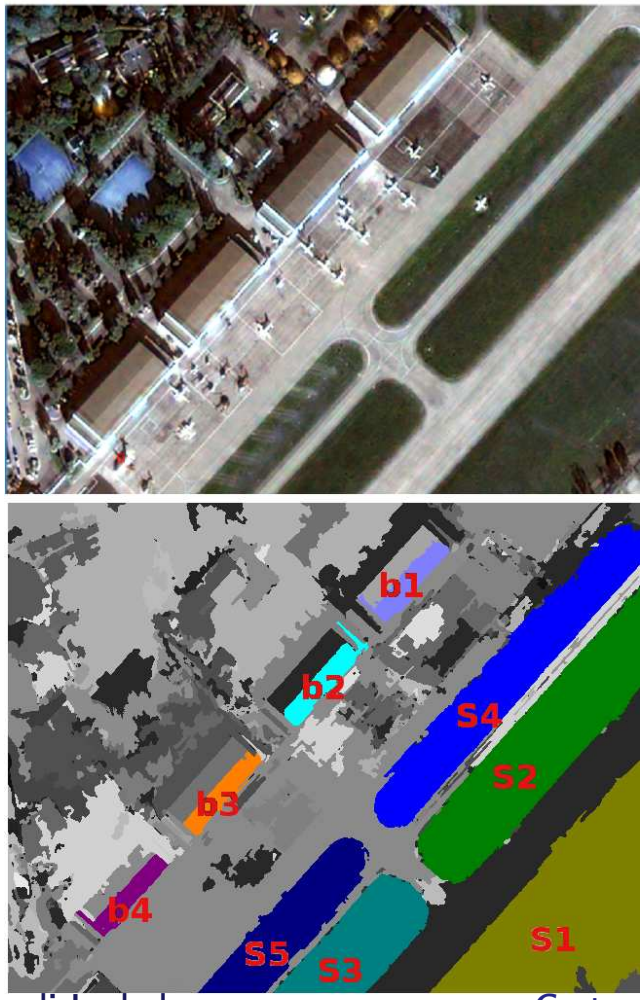
RCC8
Topologie des couples de régions



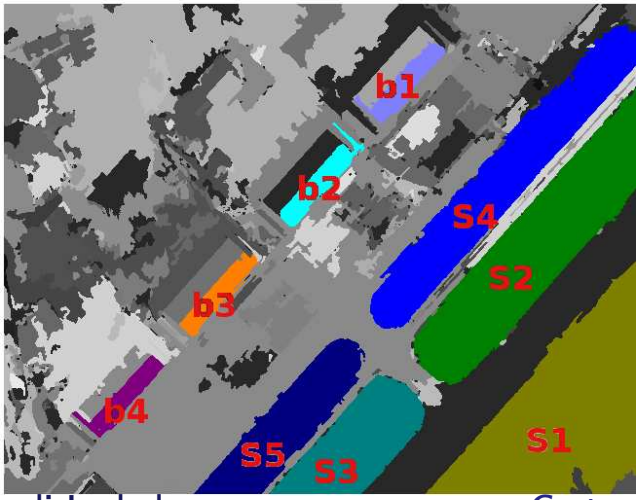
Description d'une scène

Description d'une scène

Raisonnement spatial flou
Parallélisme flou

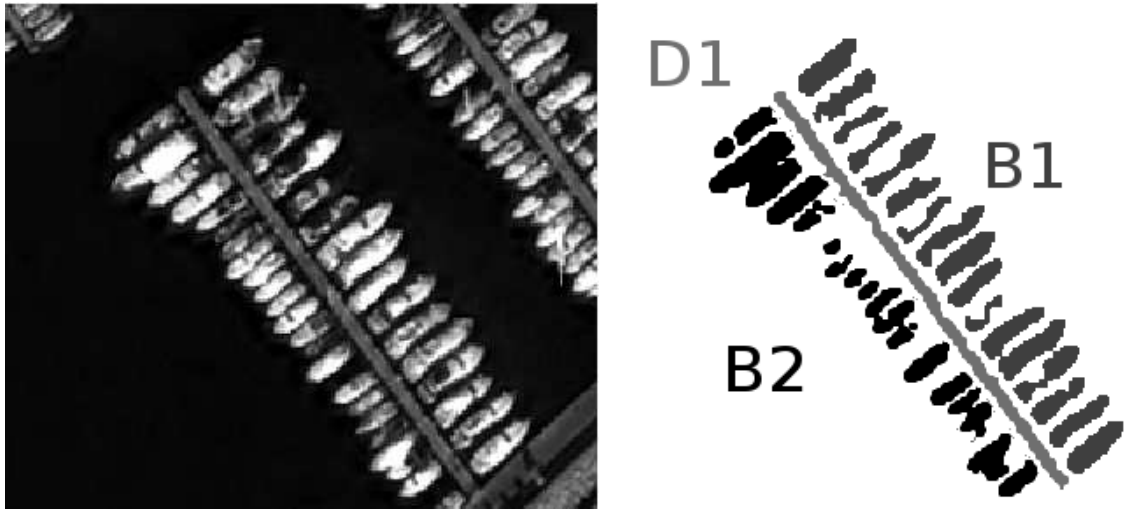


Raisonnement spatial flou
Parallélisme flou

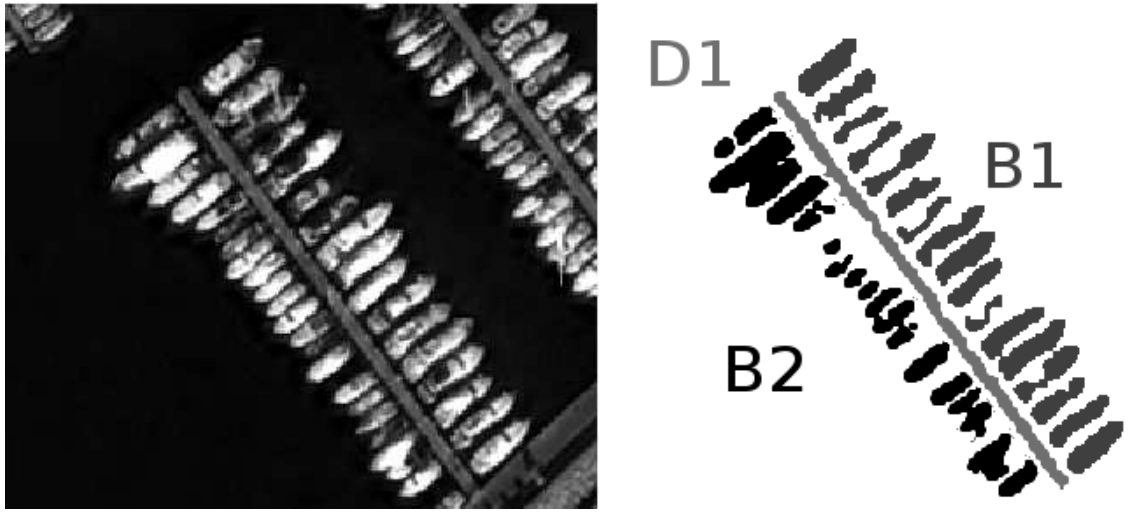


A	B	$\mu_{\|\|N}(A,B)$	$\mu_{\|\|N}(B,A)$
b2	S4	0.94	0.55
b3	S5	0.97	0.87
b4	S5	0.89	0.66
S2	S4	0.97	0.97
S4	S1	0.87	0.94
S5	S3	0.90	0.95
S3	S1	0.78	0.43
b1	S4	0.90	0.69

Raisonnement spatial flou
Parallélisme entre groupes d'objets

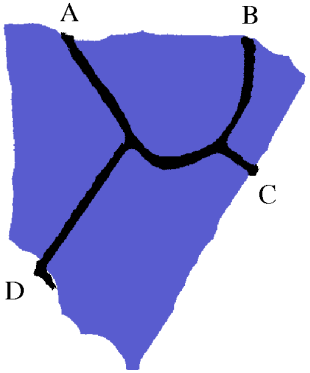


Raisonnement spatial flou
Parallélisme entre groupes d'objets



A	B	$\mu_{\|\|N}(A,B)$	$\mu_{\|\|N}(B,A)$
B1	D1	0.94	0.94
B2	D1	0.95	0.95
B1	B2	0.85	0.87

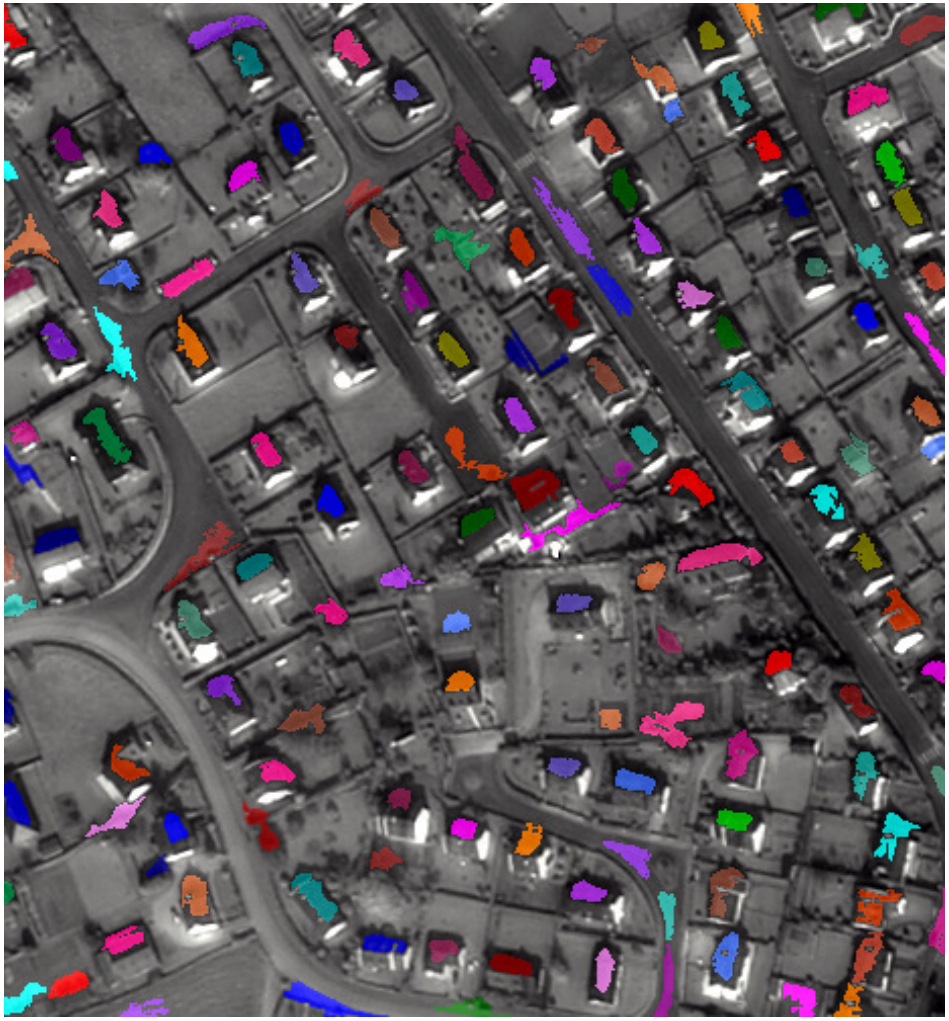
Raisonnement spatial flou "Traverser"



Path	Degree *to go through*	Degree *to go deep*	Degree *to go across(i)*	Degree *to go across(ii)*
Path AB	1.00	1.00	0.00	1.00
Path AC	1.00	1.00	0.86	1.00
Path AD	1.00	1.00	0.95	1.00
Path BC	1.00	0.53	0.86	0.53
Path BD	1.00	1.00	0.95	1.00
Path CD	1.00	1.00	1.00	1.00

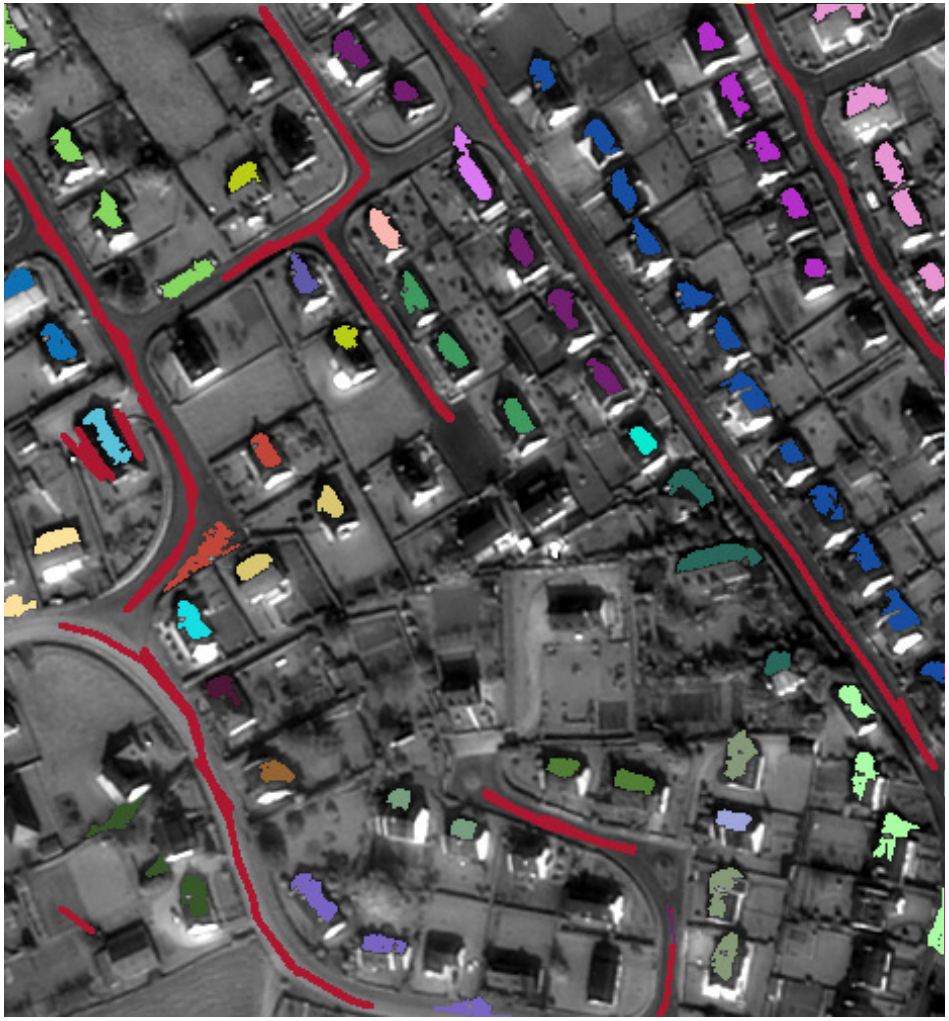
Bâtiments alignés et parallèles aux routes

Bâtiments alignés et parallèles aux routes



Bâtiments alignés et parallèles aux routes

Bâtiments alignés et parallèles aux routes



Divers

Téléchargement des planches

- http://www.jordiinglada.net/stok/m2-sia.pdf

Contact

- jordi.inglada@cesbio.eu

Outils

- Monteverdi :
  http://www.orfeo-toolbox.org/otb/monteverdi.html

Licence

Creative Commons Attribution-ShareAlike 3.0 Unported License