



Segmentation et classification d'image multispectrale par l'analyse factorielle discriminante avec contiguité

L. ABDESSEMED et B. ESCOFIER

IRISA/INRIA, Campus de Beaulieu 35042 Rennes Cedex, France

RÉSUMÉ

Dans cette étude nous proposons deux critères qui exploitent la notion de contiguité en analyse factorielle discriminante pour la classification d'une image multispectrale, dans un cadre supervisé. Notre méthode est basée sur les distances de Mahalanobis et utilise une nouvelle notion que nous appelons "classes possibles" d'affectation d'un pixel, ce qui correspond aux classes les plus proches de ce dernier. Nous y définissons aussi une distance d'un pixel à une classe, incluant les distances de ses voisins.

1 Introduction

En traitement d'image, le contexte spatial joue un rôle important, en particulier en segmentation et en classification. En effet, une image peut être modélisée par un ensemble de régions connexes elles-mêmes constituées d'ensembles de pixels et en général, des pixels voisins seront affectés pour un système de voisinage déterminé, à une même classe.

Pour la classification d'image, différentes méthodes discriminantes sont utilisées, parmi celles-ci une méthode qualifiée de géométrique, l'Analyse Factorielle Discriminante (AFD), qui ne nécessite pas d'hypothèses sur les distributions des variables. Ceci est un atout dans la mesure où une estimation des densités de probabilités dans le cas multidimensionnel s'avère en général complexe.

Par contre, l'AFD qui relève de la discrimination linéaire ne tient pas du tout compte et à aucun moment du contexte spatial. Nous proposons une méthode principalement basée sur les règles de décision de l'AFD, qui intègre cette notion de voisinage dans la phase d'affectation et ce, plus précisément dans le cas de classes multiples. Un nombre de classes suffisamment élevé semble d'ailleurs plus adapté dans notre technique.

Dans cette méthode, nous présentons deux principaux critères d'affectation : le premier est basé sur une notion de fréquence des "classes possibles" d'affectation des pixels et de celles de leurs voisins. Le second est relatif à une distance d'un pixel à une classe intégrant les distances de ses voisins à cette même classe, au sens de Mahalanobis.

Dans la méthode proposée et pour les deux critères, les distances de Mahalanobis sont calculées entre chaque point et les barycentres des différentes classes de l'échantillon d'apprentissage. Nous avons considéré un 8-voisinage, ainsi que des voisinages d'ordre supérieur.

ABSTRACT

In this paper, we present two criteria that use the notion of contiguity in discriminant factor analysis for the classification of a multispectral image in a supervised framework. Our method is based on Mahalanobis distance, and uses the information in the neighbourhood of the pixel to be classified. It refers to a new notion called "possible classes" for the assignment of a pixel, that corresponds to the closest classes. We define also a distance of a pixel to a classe, including the distances of its neighbours.

2 Présentation de l'AFD

L'AFD est une méthode d'analyse factorielle à but décisionnel et descriptif. Elle constitue d'une part une méthode de visualisation et d'analyse d'une situation sur un espace de dimension réduite, comme elle peut constituer une méthode de décision sur ce même espace, ce qui peut générer un gain en temps calcul. Le choix de ce sous-espace est tel qu'il fait apparaître au mieux la séparabilité des classes, ce qui revient à chercher des axes tels que les centres des classes s'y projettent avec une dispersion maximale, tout en minimisant en moyenne la dispersion de chaque classe; soit à rendre maximum le rapport B/T où B est la matrice de covariance inter-classes et T la matrice de covariance totale. Rappelons que cette formule découle du principe de Huygens qui décompose l'inertie des classes (T) en inertie inter-classes (B) et en inertie intra-classes (W), et que cette notion d'inertie se confond avec celle de variance.

$$T = B + W \quad (1)$$

Pour affecter un pixel à une classe, on se basera sur sa projection sur le sous espace trouvé; il sera affecté à la classe la plus proche, et on définit la distance d'un point à une classe par sa distance au barycentre de cette classe.

La métrique utilisée est la métrique de Mahalanobis, qui présente l'intérêt d'avoir un effet normalisateur sur les variances des différentes classes en présence. En effet, elle transforme l'ellipsoïde de la matrice de covariance intra-classe en sphère, ce qui permet une affectation plus adéquate, qu'elle ne le serait avec par exemple une métrique euclidienne.

La distance Mahalanobis entre un pixel p et une classe k s'écrit comme suit :



$$D^2(p, k) = (p - \mu_k)'T^{-1}(p - \mu_k) \quad (2)$$

où T est la matrice de covariance totale et μ_k est le barycentre de la classe k .

3 Critère de fréquence des “classes possibles” du voisinage

Ce premier critère est basé sur la notion de “classes possibles” d’affectation d’un pixel. En effet, le critère d’affectation de l’AFD privilégie la classe donnant la distance minimale, alors qu’assez souvent, d’autres classes sont associées à des distances extrêmement proches de la distance minimale, ce qui fait d’elles, des classes potentielles d’affectation pour le pixel anonyme.

Dans une seconde étape, on considère que des pixels voisins sont très susceptibles d’être affectés à la même classe, et il paraît assez naturel dans ce contexte, d’opérer l’affectation d’un pixel en tenant compte de celles éventuelles de ses voisins. Tout ceci nous a donc conduit à définir les “classes possibles” d’affectation de chaque pixel, en ce sens que ce sont les classes les plus probables, quant à l’affectation d’un pixel.

Deux principaux critères ont été considérés : le premier consiste à retenir comme “classes possibles”, les classes les plus proches au vu d’un seuil. Pour le second, on retient un certain nombre de classes, préalablement fixé, parmi les distances minimales.

3.1 Définition des “classes possibles”

Pour définir ces “classes possibles” une exploitation assez poussée de l’information apportée par l’échantillon d’apprentissage est requise, pour la détermination du nombre de distances minimales à retenir, ainsi que pour la détermination du seuil. Celle-ci concernera principalement les distributions des distances de Mahalanobis pour chaque classe, ainsi que les rangs respectifs des distances de chaque bonne classe, dans la mesure où on considère le vecteur ordonné des distances obtenues pour chaque pixel.

Rangs des distances à la bonne classe : Si on examine l’histogramme des rangs des distances des pixels d’une classe k de l’échantillon d’apprentissage, à cette même classe, on peut évaluer son rang moyen de façon empirique, comme on peut procéder à une évaluation plus précise. Nous retiendrons comme nombre de classes les plus proches, le rang moyen pour toutes les classes.

Distribution des distances de chaque classe : L’étude des distributions des distances de Mahalanobis des pixels de chaque classe, permet quant à elle de déterminer un seuil, en deça duquel, toutes les classes pourront être considérées

comme “classes possibles”. Ce seuil est choisi de telle façon que près de trois-quart des points aient une distance inférieure. Toutefois, dans certains cas, nous avons constaté des voisinages pour lesquels pour tous les points et pour toutes les classes, les distances étaient toutes supérieures au seuil fixé. Ceci ne permettait donc pas de définir des “classes possibles”. Le seuil global étant quelque peu restrictif, nous avons donc finalement opté pour un seuil adaptatif. Ce dernier est réactualisé si on se trouve dans une situation ne donnant pas de “classes possibles” dans le voisinage, et ce, en fonction des valeurs des distances.

3.2 Phase d’affectation

Une fois les “classes possibles” définies, la phase d’affectation consiste alors à attribuer à chaque pixel, l’une de ses “classes possibles”, qui est la plus fréquente parmi les “classes possibles” de son voisinage.

Si on note $V(p)$ l’ensemble des voisins du pixel p (on considère ici que le pixel appartient à son propre voisinage) et C_p l’ensemble des classes possibles d’affectation du pixel p , ce dernier sera affecté à la classe k_0 telle que :

$$Card\ k_0 = Max_{C_p} Card_{V(p)}\ k \quad (3)$$

Une autre variante consiste à affecter le pixel à la “classe possible” la plus fréquente parmi toutes les “classes possibles” dans le voisinage, auquel cas, on ne privilégie pas le pixel central, et donc ses “classes possibles”. Cette optique permet dans une certaine mesure de prendre en compte un effet “texture”, si et tant qu’il existe dans le type d’image étudié.

Ce procédé peut être nuancé en introduisant des pondérations pour chaque classe, en ce sens que certaines classes sont plus probables que d’autres, au vu des distances associées et au vu des distributions associées.

Par ailleurs, l’application de ce critère ne nécessite pas de pré-traitement.

4 Critère de la distance “voisinage”

Le second critère proposé fait appel à la notion de distance d’un pixel à une classe donnée qui prend en compte les distances de son voisinage à cette même classe. Cette distance sera évaluée en faisant la somme des carrés des distances de chacun des pixels du voisinage, pour chacune des classes.

Soit $S(p, k)$ la distance “voisinage” entre le pixel p et la classe k :

$$S(p, k) = \sum_{v(p)} D^2(p, k) \quad (4)$$

L’affectation obéit encore au critère de distance minimale, puisque le pixel central p sera affecté à la classe la plus



proche, ou encore à la classe la plus proche de son voisinage. Le pixel i sera affecté à la classe k_0 telle que :

$$S(k_0) = \text{Min}_k S(k) \quad (5)$$

Cette définition prend en compte de façon assez uniforme, l'information de voisinage. Cependant le fait de mettre sur un même plan des points pouvant être de régions différentes, surtout si on prend un voisinage de taille assez grande, risque d'entacher le sens de cette distance et peut conduire à des affectations complètement erronées. Aussi, un prétraitement de l'image s'impose, en l'occurrence une étape de détection de contours fermés, de manière à éliminer du voisinage les points susceptibles d'appartenir à une région différente de celle du pixel que l'on veut classifier, car ils perturbent le processus de classification.

5 Critère mixte

Une combinaison des deux critères précédents nous a paru tout à fait justifiée, car dans le second critère le prétraitement n'est pas toujours aisé à faire et grève le coût de l'opération. Aussi, le critère d'affectation repose cette fois, sur la distance minimale de la somme des distances des pixels voisins pour seulement les "classes possibles" coïncidant avec celles du pixel central. Cette façon de faire doit nous permettre d'une part d'envisager des voisinages de tailles assez grandes, sans craindre les interférences que peuvent produire des pixels de régions différentes, ceci, si on part du postulat suivant, à savoir que des pixels de régions différentes doivent avoir des "classes possibles" différentes. Ce critère peut donc nous affranchir du prétraitement, puisque des algorithmes adaptés ne sont pas toujours disponibles.

6 Résultats expérimentaux

Les deux méthodes proposées ont été testées sur une image satellite multispectrale de la forêt de Rennes pour laquelle on dispose d'une vérité-terrain (Fig. 1). Pour chaque pixel, des paramètres radiométriques (canaux rouge, vert et infrarouge), des paramètres de cooccurrence (hétérogénéité, entropie et moyenne) et morphologiques ont été extraits. Dix paramètres, les plus discriminants, ont été retenus parmi plus d'une vingtaine qui étaient à notre disposition.

Les résultats obtenus montrent une amélioration substantielle du taux de reconnaissance, mais font apparaître une très grande sensibilité à la taille des voisinages retenus. Les deux critères donnent des résultats comparables avec cependant une légère différence en faveur du second critère.

Ces résultats nous ont conduit à préconiser une autre stratégie pour pouvoir optimiser le taux de reconnaissance, à savoir la prise en compte de voisinages adaptatifs, qu'on ne pouvait mettre en oeuvre qu'avec des outils performants

dont on ne disposait pas. Aussi, dans le cas du second critère, nous avons fait une simulation, et celle-ci laisse entrevoir des résultats très performants. Une amélioration de l'ordre de 20% a été obtenue dans ce cas.

Cette image était particulièrement difficile à traiter, dans la mesure où le nombre de classes était très élevé (20). Les différentes classes étaient d'inégale importance d'un point de vue global; certaines classes avaient des milliers de points et d'autres ne dépassaient pas la trentaine. D'autre part, les parcelles de l'image étaient pour certaines particulièrement petites, d'où la sensibilité à la taille du voisinage choisi. Enfin, le nombre de paramètres utilisés était très insuffisant pour la discrimination de ces vingt classes.

7 Conclusion

Une nette amélioration du taux de reconnaissance par rapport à l'AFD a été obtenue. Par ailleurs, nos méthodes se sont montrées plus performantes dans la reconnaissance des classes, que l'AFD n'arrivait quasiment pas à détecter.

L'évaluation des deux paramètres pour la définition des "classes possibles" est toutefois déterminante pour que la méthode soit efficace, et à ce titre doit être menée avec le plus grand soin.

Cette méthode peut s'avérer encore plus performante pour la classification d'image satellitaire, si des paramètres plus adaptés à ce type d'image sont développés.

Les critères proposés peuvent être utilisés pour l'affectation d'une région, voire même d'un voisinage, auquel cas, un processus itératif est nécessaire.

Enfin, ces deux critères ne sont pas confrontés au problème de convergence, puisque l'affectation est faite sans remise en question.

Références

- [1] Celeux G. Ed., "Analyse discriminante sur variables continues", *Collection didactique INRIA*, 1990.
- [2] Duda R. O., Hart P. E., "Pattern classification and scene analysis", *Wiley*, 1973.
- [3] Hand D. J., "Discrimination and classification", *Wiley*, 1981.
- [4] Romeder J. M., "Méthodes et programmes d'analyse discriminante", *Dunod*, 1973.

Remerciements :

Nous remercions les partenaires du projet ECOSS de la Collaboration Bretagne Image (ENSTBretagne, COSTEL et INSA) pour avoir mis à notre disposition les images satellites, vérité-terrain et paramètres.



Fig 1: Vérité-terrain

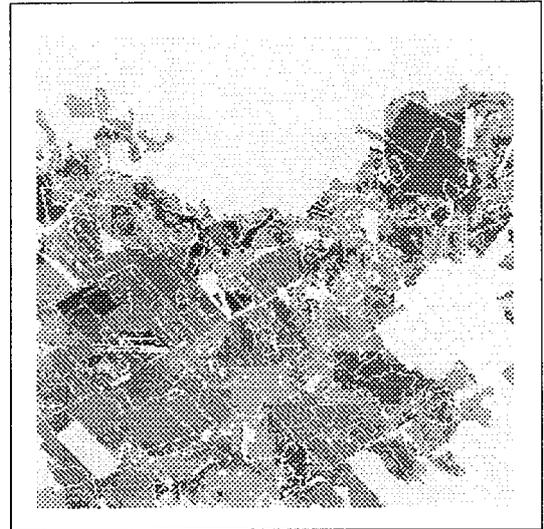


Fig 2: AFD classique

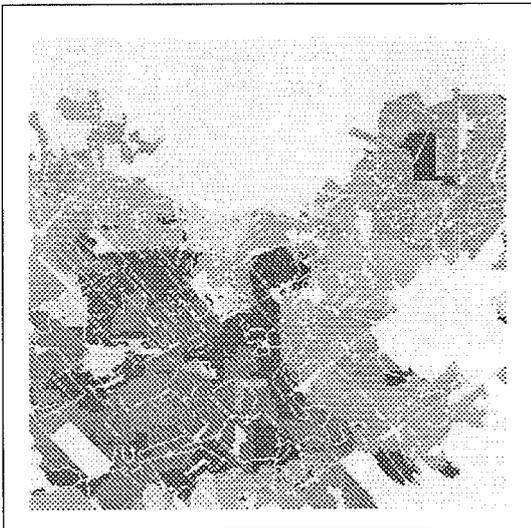


Fig 3: Critère de fréquence avec 5 classes possibles



Fig 4: Critère de fréquence avec un seuil de 5



Fig 5: Critère de distance "voisinage"

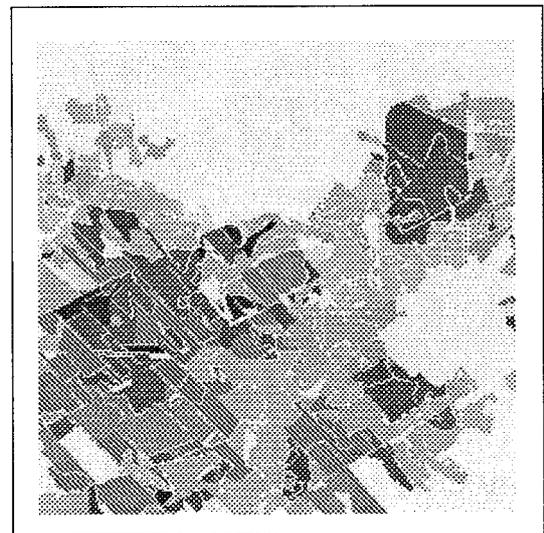


Fig 6: Simulation distance "voisinage"