

# Segmentation d'images couleur pour l'automatisation de l'abattage sélectif dans une mine de potasse.

Jean-José Orteu \*

Maurice Briot \*\*

L.A.A.S. - C.N.R.S.

7, Avenue du Colonel Roche, 31077 Toulouse Cedex - France

RÉSUMÉ

ABSTRACT

**Résumé** — La robotisation de l'abattage sélectif dans les mines nécessite de doter les machines de capacités visuelles afin de leur permettre d'agir sur un environnement évolutif. Appliquée au cas de l'abattage sélectif dans une mine de potasse, la vision par ordinateur offre un moyen intéressant de détecter les interfaces minéral/stérile.

L'utilisation conjointe des informations de couleur et de texture permet, grâce aux outils de la théorie de la décision, d'utiliser les caractéristiques statistiques des différents minerais pour aboutir à une description sémantique de l'image.

**Abstract** — Automation of mining operations involves the use of sensing, remote monitoring and control systems in order to confront a variety of situations and environmental conditions.

The basic requirement of the overall economy of the mine sometimes requires that selective cutting be performed in order to separate rich ore from waste at the cutting stage.

We present in this paper how color and texture attributes can cooperate in an automatic image classification algorithm to solve the complex problem of mineral identification, essential prelude to selective cutting.

## 1 INTRODUCTION

Le problème de la robotisation des machines de creusement à attaque ponctuelle effectuant une attaque sélective du minéral en place consiste à organiser l'abattage en fonction des informations relatives à la localisation de la minéralisation dans la section creusée.

Au delà de l'intérêt économique évident, l'abattage sélectif peut s'avérer indispensable dans certains types d'exploitations : points de déchargement différents pour le minéral riche et le stérile <sup>1</sup>, nécessité de détecter l'interface entre le minéral à abattre et celui qui, parce qu'il est dur, doit être laissé pour assurer un soutènement naturel, etc..

Associés à AITEMIN (Madrid-Espagne) dans un programme de collaboration financé par la Commission des Communautés Européennes, nous avons entrepris un projet de recherche visant à automatiser l'abattage sélectif d'une machine à attaque ponctuelle dans une mine de potasse située près de Barcelone en Espagne [2].

Les minerais en présence dans le type d'exploitation considérée sont : la sylvinite (minéral riche), le sel (stérile) et la carnalite (roche dure utilisée pour un soutènement naturel).

Les moyens à mettre en oeuvre pour assurer au mieux l'automatisation de l'abattage sélectif consistent à munir la machine d'abattage des capteurs extéroceptifs adéquats (la vision par ordinateur s'est avérée convenir à notre cas) et à

utiliser ses capacités de perception pour produire une "carte de la paroi" destinée à guider le module chargé de générer automatiquement la trajectoire de l'outil d'abattage.

Pour constituer cette "carte", il faut être en mesure de reconnaître la distribution du minéral sur le front de taille.

## 2 IDENTIFICATION DU MINÉRAI

Un des principaux objectifs de la vision par ordinateur dans cette étude est de se substituer à la vision humaine pour reconnaître la composition du front de taille à abattre.

Les mineurs semblent identifier les différents minerais en présence en utilisant notamment les informations de couleur et de texture. Cela a guidé notre choix vers l'utilisation conjointe d'attributs colorimétriques et texturaux pour segmenter les images.

La segmentation d'images de scènes naturelles est un problème délicat.

Dans le cas qui nous intéresse, l'objectif recherché est de segmenter une image qui est la projection 2D d'une scène composée d'objets connus (couches de minéral).

Le problème d'identification des minerais sur une image donnée peut être envisagé sous l'angle d'un problème classique de reconnaissance de formes (Cf. [6] par exemple).

### 2.1 Un problème de classification

Une étape préliminaire d'analyse discriminante exploitant l'information apportée par un ensemble de prototypes (ap-

\*Doctorant financé par une convention CIFRE avec l'INERIS (Verneuil-France).

\*\*Professeur à l'Université Paul Sabatier.

<sup>1</sup>On appelle stérile la roche économiquement inexploitable.



prentissage) permet de déterminer les caractéristiques statistiques de chacune des classes en présence (trois dans notre application : carnalite, sylvinite et sel) en vue d'implanter une stratégie de classement optimal.

L'apprentissage, effectué "hors ligne", fournit les règles de décision nécessaires à l'étape de classification.

Chaque point de l'image est caractérisé par un ensemble de  $N$  attributs regroupés sous forme d'un vecteur. Pour un problème à  $K$  classes, l'objet de l'analyse discriminante est de partitionner l'espace des attributs (espace euclidien de dimension  $N$ ) en  $K$  domaines de décision de sorte qu'un point de la classe  $C_k$  appartienne au domaine  $D_k$ .

La méthode de classification paramétrique que nous avons adoptée est basée sur l'hypothèse que les vecteurs d'attributs suivent les lois d'une distribution normale.

Un classifieur de Bayes permet de classer une observation en déterminant le domaine de décision dans lequel elle se trouve.

Une procédure d'analyse discriminante du type "pas à pas" <sup>2</sup> a été mise en oeuvre de manière à déterminer les "meilleurs" attributs parmi ceux qui avaient été choisis a priori.

## 2.2 Attributs uniquement colorimétriques

Une première étape a consisté à tenter de résoudre le problème sur des critères uniquement colorimétriques afin de s'affranchir des problèmes liés à la texture (notamment coup algorithmique important).

Elle a montré que parmi les attributs (R, V, B, r, v, b, R/V, I, T, S) <sup>3</sup> choisis a priori, les attributs (r, v, R/V) possèdent pour notre étude le meilleur pouvoir discriminant.

Notons que l'utilisation de l'attribut R/V nous a été suggérée par les résultats d'une analyse spectrale préliminaire menée sur un grand nombre d'échantillons de potasse par nos partenaires d'AITEMIN [2].

Le critère choisi pour juger de la qualité d'un ensemble d'attributs est le *pourcentage global de bien classés* obtenu après reclassification des prototypes ayant servis à la détermination des fonctions discriminantes.

Nous reproduisons figure 1 un exemple de tableau obtenu avec des échantillons de potasse (1 : carnalite, 2 : sylvinite, 3 : sel).

Nous constatons sur ce tableau que la sylvinite est très mal identifiée. Ceci est dû au fait que, sur des critères uniquement colorimétriques, les observations se chevauchent dans l'espace des attributs au détriment de la qualité de la classification. Notons que si l'on considère seulement 2 types de minerais (carnalite et sel) ou (sylvinite et sel), la discrimination est beaucoup plus fiable puisqu'on arrive à un pourcentage de bien classés de l'ordre de 90%.

Nous donnons figure 3, l'image couleur d'un front de taille et figure 6 le résultat obtenu après la procédure d'étiquetage probabiliste basée sur des critères uniquement colorimé-

<sup>2</sup>La technique de *pas à pas* consiste, étant donné un certain ensemble d'attributs mesurés, à se restreindre successivement au meilleur, puis au 2 meilleurs, 3 meilleurs attributs pour le problème considéré.

<sup>3</sup>R, V, B sont les valeurs du pixel dans les plans rouge, vert, et bleu de l'image couleur; r, v, b désignent ces valeurs normalisées; R/V correspond à la division du plan rouge par le plan vert; et I, T, S désignent l'intensité, la teinte et la saturation.

		Groupe d'appartenance		
		1	2	3
Groupe de classement	1	90	30	3
	2	6	25	18
	3	4	45	79
% de bien classés :		90 (=90/100)	25 (=25/100)	79 (=79/100)

Figure 1 : Tableau de classement avec r, v, R/V comme attributs.

$$\% \text{ global de bien classés} = 64.7 \\ ((90+25+79)/300)$$

triques.

Le résultat obtenu est très bruité. Une amélioration sensible est obtenue en n'essayant plus de classer les pixels de l'image mais en classant les régions obtenues par une segmentation préalable de l'image.

Nous avons développé une approche du type "split-merge" [1] qui consiste à (i) segmenter l'image par l'algorithme classique de Séparation-Fusion dont les paramètres sont choisis de façon à obtenir une sur-segmentation (en opérant de la sorte, on évite la fusion intempestive de régions adjacentes appartenant à des couches différentes), (ii) classer les régions de l'image segmentée en utilisant les résultats de l'analyse discriminante préalable (les petites régions produites par la sur-segmentation se trouvent fusionnées dans la procédure d'étiquetage).

La méthode est décrite dans [5], mais la lourdeur algorithmique du "Split and Merge" nous a incité à essayer d'améliorer la procédure d'étiquetage probabiliste direct par l'adjonction de nouveaux attributs.

## 2.3 Prise en compte d'un attribut de texture

Malgré les résultats encourageants obtenus par l'utilisation de critères colorimétriques, certaines images n'ont pu être convenablement segmentées (notamment celles contenant les 3 types de minerais) si bien que nous avons rajouté dans le vecteur d'attributs associé à chaque point image une mesure de la texture.

Cette mesure de texture a été effectuée en s'inspirant de la méthode proposée par Laws [4] et reprise plus récemment par Hsiao et Sawchuk [3].

L'image est d'abord convoluée avec un masque de dimension  $5 \times 5$  convenablement choisi. L'information de texture utile à la discrimination est ensuite obtenue en calculant sur une fenêtre glissante de dimension  $15 \times 15$  la somme des valeurs absolues des valeurs contenues dans la fenêtre (algorithme rapide proposé dans [4]).

Parmi les 25 masques proposés par Laws, seul le masque E5L5 a permis de détecter convenablement la stratification des veines de potasse (ce qui était prévisible car, agissant comme un détecteur des transitions verticales, ce masque a tendance à renforcer les lignes horizontales correspondant à la stratification).

Toutefois, les veines de potasse présentant une ondula-

tion plus ou moins fortement marquée suivant les sites d'exploitation, nous avons associé à ce masque deux masques supplémentaires destinés à détecter les transitions obliques (directions  $\pi/4$  et  $3\pi/4$ ). La combinaison des 3 masques se fait par recherche du max dans les 3 images obtenues après convolution.

La figure 7 montre l'image contenant l'information de texture correspondant à l'image couleur de la figure 3. Cette image est calculée à partir de l'image R/V obtenue par division des plans rouge et vert de l'image couleur (Cf. figure 4).

La prise en compte d'un tel attribut dans la procédure de classification s'est avérée très bénéfique, comme en témoigne le tableau de la figure 2.

		Groupe d'appartenance		
		1	2	3
Groupe de classement	1	93	11	3
	2	6	79	1
	3	1	10	96
% de bien classés :		93	79	96
		(=93/100)	(=79/100)	(=96/100)

Figure 2 : Tableau de classement en rajoutant la texture aux attributs ( $r$ ,  $v$ ,  $R/V$ ).

$$\% \text{ global de bien classés} = 89.3 \\ ((93+79+96)/300)$$

La figure 5 montre le résultat obtenu en rajoutant à la procédure d'étiquetage probabiliste l'attribut de texture décrit plus haut (à comparer à l'image de la figure 6).

## 2.4 Problèmes liés à la résolution de la caméra

Afin de pouvoir convenablement détecter la texture, il faut que la caméra utilisée ait une résolution suffisante pour que soient visibles sur l'image la stratification des couches.

Les résultats présentés sur la page suivante ont été obtenus à partir d'images acquises avec une caméra couleur SONY DXC 750P (3-CCD, matrice pixel  $768 \times 576$ ).

Cette caméra couleur haute résolution "vraie" (un CCD par couleur primaire) permet de détecter la stratification et a permis de valider l'approche texture proposée mais son utilisation dans un contexte robotique (qui plus est minier) est inconcevable compte tenu de ses dimensions, de sa fragilité et de son prix ...

Des essais ont été menés avec une caméra couleur COHU 1712 (mono-CCD, matrice pixel  $699 \times 576$ ) et une caméra couleur MICAM 700 (mono-CCD haute résolution, matrice pixel  $756 \times 581$ ) mais la résolution s'est avérée insuffisante pour les besoins de la texture (la résolution par couleur primaire est divisée par trois).

En l'état actuel de nos travaux, nous pensons que ce problème pourrait être levé par l'utilisation d'une caméra achrome haute résolution équipée de filtres étroits centrés sur  $\lambda = 525 \text{ nm}$  et  $\lambda = 625 \text{ nm}$  (ces valeurs ont été fournies par l'analyse spectrale [2]) pour obtenir l'équivalent des plans rouge et vert correspondant.

## 3 CONCLUSION

Les travaux présentés ici montrent comment l'utilisation conjointe des informations de couleur et de texture a permis d'étiqueter de manière satisfaisante les pixels d'une image d'un front de taille d'une mine de potasse.

Toutefois, l'identification du minerais n'est qu'une première étape vers l'automatisation de l'abattage sélectif.

(i) D'abord, il faut pouvoir passer de cette image d'étiquettes à une représentation plus sémantique de l'image (sous forme par exemple des lignes de frontière des différentes veines) et il faut à ce stade du traitement injecter des connaissances contextuelles.

Nos travaux actuels portent sur ce problème. Une première étape consiste à rendre plus homogènes les régions de l'image et la figure 8 présente le résultat obtenu après homogénéisation des couches par élimination des petites régions avec leur voisine de plus grande taille.

Nous pensons que l'injection de contraintes liées aux connaissances a priori que nous avons de la scène devrait permettre d'affiner le résultat. Par exemple, en considérant que la carnalite ne peut être qu'en haut de l'image, l'enclave de carnalite dans le sel (Cf. région bleue sur la figure 8) devrait pouvoir être éliminée.

(ii) Ensuite, pour être utilisable par le module chargé de planifier l'abattage, la distribution du minerais sur le front de taille doit être traduite en termes de coordonnées 3D exprimées dans un repère lié à la machine d'abattage.

L'objet de cet article étant de présenter seulement l'état d'avancement des recherches sur le problème de segmentation des images, le lecteur pourra trouver dans [5], la manière dont ont été abordé les problèmes liés à la perception d'une scène 3D.

## Références

- [1] M. F. Doherty, C. M. Bjorklund, and M. T. Noga. Split-Merge-Merge: An Enhanced Segmentation Capability. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami Beach (Floride)*, pages 325-330, June 1986.
- [2] J. L. Fuentes-Cantillana, J. C. Catalina, J. J. Orteu, A. Rodriguez, and D. Dumahu. Use of Computer Vision for Automation of a Roadheader in Selective Cutting Operation. In *International Symposium on Mine Mechanization and Automation, Golden (Colorado)*, June 1991.
- [3] J. Y. Hsio and A. A. Sawchuk. Supervised Textured Image Segmentation Using Feature Smoothing and Probabilistic Relaxation Techniques. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(12):1279-1292, December 1989.
- [4] K. I. Laws. Rapid texture identification. *SPIE*, 238:376-380, 1980.
- [5] J. J. Orteu and M. Devy. Application of Computer Vision to Automatic Selective Cutting with a Roadheader in a Potash Mine. In *5th International Conference on Advanced Robotics (ICAR), Pise (Italie)*, June 1991.
- [6] J. G. Postaire. *De l'image à la décision - analyse des images numériques et théorie de la décision*. DUNOD informatique, 1987.

Tous les traitements d'image ont été effectués à l'aide du logiciel CALIFE développé au LAAS.

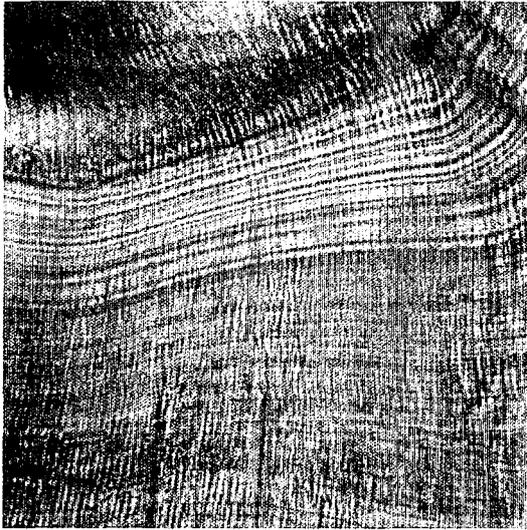


Figure 3 : Image couleur d'un front de taille

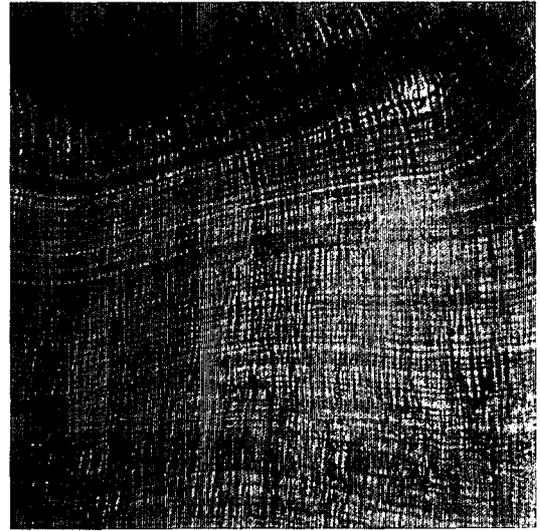


Figure 6 : Image classifiée en utilisant les attributs ( $r$ ,  $v$ ,  $R/V$ )

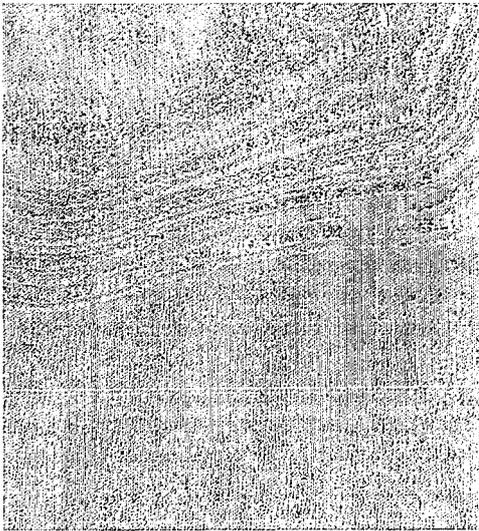


Figure 4 : Image obtenue en divisant le plan rouge par le plan vert ( $R/V$ )

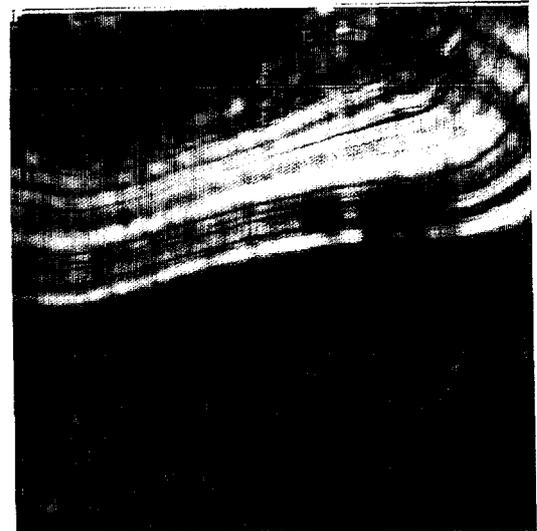


Figure 7 : Image contenant l'information de texture



Figure 5 : Image classifiée en rajoutant un attribut de texture aux attributs ( $r$ ,  $v$ ,  $R/V$ )

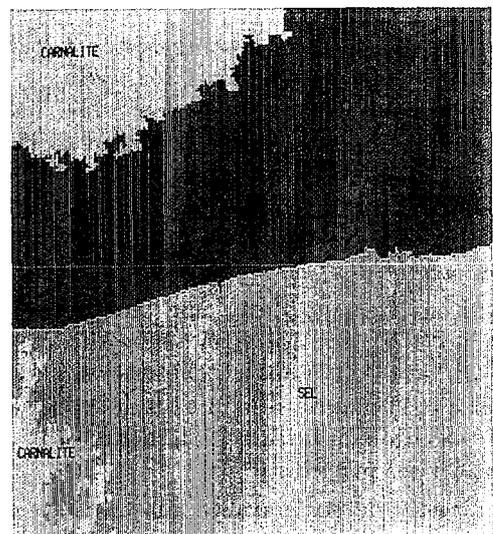


Figure 8 : Résultat de l'homogénéisation