

# Détection d'objets basée sur une approche multicartes.

Arnaud DUPUIS<sup>1</sup>, Pascal VASSEUR<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Centre de Robotique d'Electrotechnique et d'Automatique (C.R.E.A.)

7, rue du Moulin Neuf 80000 Amiens

arnaud.dupuis@iut.u-picardie.fr

**Résumé** – L'organisation perceptive, aujourd'hui couramment utilisée, permet de structurer une image en groupes de primitives significatifs. Notre méthode propose d'utiliser conjointement deux primitives fournissant des informations complémentaires : les segments et les régions. Cette étude a pour objectif de réaliser un système d'organisation perceptive efficace, que nous appliquons sur des images en niveaux de gris représentant des objets polyédriques non texturés. Notre système se décompose en trois parties : La première détecte les primitives et associe les segments aux régions. La deuxième partie génère des hypothèses de groupements de régions associées à une probabilité. Cette probabilité est calculée en utilisant le niveau de gris moyen, la similarité, et la proximité des régions. Enfin, la dernière partie calcule une seconde probabilité d'association, basée sur les lois Gestaltistes (similarité, proximité) associées aux segments de chaque région. La combinaison de ces deux probabilités permet alors de grouper ou non les régions. Notre algorithme effectue des itérations tant que les groupes ne sont pas stabilisés.

**Abstract** – . Perceptual organization is currently used in order to structure an image into significant groups of primitives. In the proposed method, we use jointly complementary information provided by two primitives: straight line segments and regions. Our purpose is to detect no-textured polyhedral objects in a gray scale image without other prior-knowledge about the scene. The system is composed in three main parts: The first part detects primitives and associates regions and segments which tend to be complementary. The second part generates regions grouping hypotheses which seem to be perceptually consistent and associates to each one a probability of grouping. This probability is based on the gray level average, the orientation and the proximity of the regions. The last part integrates Gestalt laws (similarity, proximity, ...) performed to the straight line segments associated to each region and then provides a second grouping probability. Finally, regions are grouped if the combined probability is sufficiently high. The algorithm iterates while new groups are created and stops when the configuration becomes stable.

## 1. Introduction

Un groupe de travail composé de Jacobs, Malik et Nevatia [4] a défini l'organisation perceptive comme un système devant fournir des hypothèses de groupement qu'un algorithme de reconnaissance sera susceptible d'identifier.

Selon ce même groupe de travail, l'organisation perceptive doit être la plus généraliste possible, elle ne doit utiliser aucune connaissance à priori, et doit fournir trois types d'informations : l'identification des régions en utilisant la texture, les contours..., connecter les régions entre elles tout en gérant les occlusions, séparer les objets du fond.

Bien que les régions nous apportent des informations nécessaires aux groupements, ils nous semble également indispensable d'utiliser des primitives liées aux contours des objets. A notre connaissance seuls les systèmes de Malik [7] et Jermyn [5] ont abordé ce problème. Notre objectif étant de détecter des objets polyédriques non texturés sans connaissance à priori, nous avons choisi d'utiliser une primitive de type segments. Cette primitive associée aux lois Gestaltistes a déjà fait l'objet de nombreux travaux tels que [6] [10] [2]. Notre système s'attache donc à grouper des régions entre elles en utilisant conjointement les informations de celles-ci et les informations des segments.

Un des principaux problèmes de l'organisation perceptive reste l'évaluation de la qualité des résultats obtenus, en effet comment peut on déterminer la justesse d'un groupement ? Cette appréciation reste actuellement très subjective, toutefois

une notion que nous appellerons stabilité des groupements a fait son apparition dans de récents travaux [9]. Nous retrouvons également cette notion chez des psychologues comme Feldman [3] qui s'interroge sur les méthodes que les humains utilisent pour déterminer si les hypothèses de groupements sont raisonnables ou non. La notion de stabilité des groupements est donc à notre sens fortement liée à ce que les psychologues Gestaltistes ont appelé « *Prägnanz* » .

Nous estimons que notre système d'organisation perceptive est « stable » lorsqu'après une ou plusieurs itérations, il fournit des groupes de régions ne pouvant plus évoluer.

Dans la section 2 de cet article, nous présentons globalement notre système d'organisation perceptive. Le fonctionnement de notre algorithme est détaillé dans les sections 3 et 4. La section 5 est consacrée à la présentation de résultats. Enfin, nous concluons sur la méthode dans la section 6.

## 2. Le système

Notre système groupe des régions dans le but de décrire au mieux les objets présents dans l'image observée. Pour cela, l'algorithme utilise deux estimations complémentaires d'association de régions que nous appellerons cartes. Un organigramme fonctionnel de la méthode est présenté FIG 1.

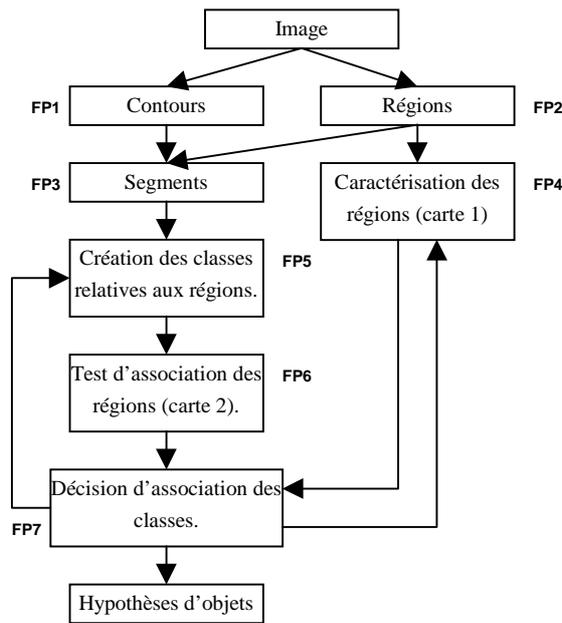


FIG 1 Organigramme fonctionnel du système.

### 3. Les primitives

En examinant le panorama proposé par Sarkar et Boyer [8] ainsi que la littérature qui lui est postérieure, nous pouvons remarquer que de très nombreuses primitives peuvent être utilisées. Toutefois, nous avons choisi pour cette première étape de nos travaux de n'utiliser comme primitives de base que des régions (FP2) et des segments (FP1 et FP3). Ces primitives ont pour avantages d'être simples à traiter et rapidement détectables.

#### 3.1 Les régions (FP2)

L'identification des régions est réalisée par un détecteur utilisant la méthode des quadtree. Cette méthode fournit de bons résultats tant que l'image n'est pas texturée.

#### 3.2 Les contours (FP1) / segments (FP3)

La seconde primitive utilisée dans cette étude représente les segments des contours de chaque région détectée. La recherche de ces segments est réalisée en deux étapes. Dans un premier temps, nous appliquons un détecteur de contours Canny-Deriche sur l'intégralité de l'image. Puis, pour chaque région détectée par FP2, nous identifions les contours sur lesquels nous appliquons une transformée de Hough dans le but d'extraire les segments.

## 4. L'organisation perceptive

### 4.1 Carte basée sur les régions (FP4)

La première carte se focalise essentiellement sur les régions de l'image à étudier. L'étude de critères tels que la proximité, la similarité des niveaux de gris ou encore la taille des surfaces nous permettent d'évaluer une probabilité d'association des régions deux à deux. Nous effectuons

également une recherche de T-jonctions (FIG 2a) ainsi qu'une vérification de la superposition des régions (FIG 2b). Ces deux critères ont pour objectif d'interdire l'association de couples de régions comme ceux présentés FIG 2a et FIG 2b.

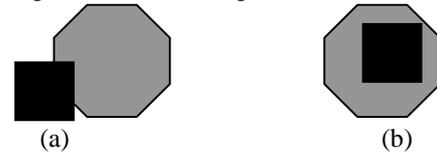


FIG 2 Dans les deux cas, l'algorithme considérera que le carré noir et l'hexagone gris sont deux objets distincts.

#### 4.1.1 Proximité de deux régions

La FIG 3 présente un exemple de deux régions R1 et R2 à tester.

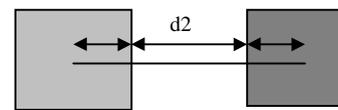


FIG 3 Exemple de régions

Le rapport de distance entre les deux régions est calculé en utilisant les valeurs  $d1$ ,  $d2$  et  $d3$  de la droite passant par les centres de gravité des régions :

$$RapDist = 100 - \frac{d2}{d1 + d2 + d3} * 100 \quad (1)$$

#### 4.1.2 Similarité des niveaux de gris

Supposons que le couple de régions étudié est présenté FIG 3, alors le rapport de similarité des niveaux de gris des régions R1 et R2 est calculé selon l'équation suivante :

$$RapNivGris = 100 - \frac{abs(NivGrisR1 - NivGrisR2)}{255} * 100 \quad (2)$$

#### 4.1.3 Taille des surfaces

Le rapport de la taille des surfaces est calculé comme suit :

$$RapSurf = \frac{\min(SurfR1, SurfR2)}{\max(SurfR1, SurfR2)} * 100 \quad (3)$$

#### 4.1.4 Recherche des T-jonctions

Les T-jonctions sont recherchées en analysant les courbures des contours des deux régions testées. Si au moins une T-jonction est détectée entre les régions du couple testé, alors l'algorithme estimera être en présence de deux objets.

#### 4.1.5 Superposition de deux régions

Pour chaque couple de régions, deux rapports sont calculés. Ainsi dans l'exemple de la FIG 2, nous obtenons les rapports suivants :

$$Rap1 = \frac{Long\_commune * 100}{Périmètre\_rég\_noire} \quad Rap2 = \frac{Long\_commune * 100}{Périmètre\_rég\_grise} \quad (4)$$

Si un des deux rapports est supérieur à un seuil fixé empiriquement à 80%, l'algorithme estime alors que les deux régions testées appartiennent à des objets différents.

#### 4.1.6 Probabilité d'association du couple de régions

Cette première carte fournit donc une probabilité d'association (P1) pour chaque couple de régions. Elle permet également d'éviter certains groupements illogiques tels que les T-jonctions.

$$P1 = \frac{RapNivGris + RapSurf + RapDist + \min(Rap1, Rap2)}{400} \quad (5)$$

## 4.2 Carte basée sur les segments (FP5 et FP6)

Les probabilités de cette carte sont calculées en utilisant quelques critères Gestaltistes. Dans cette partie de notre étude, nous testons les segments de chaque couple de régions. Pour cela, nous utilisons principalement deux lois Gestaltistes (la proximité et la similarité) auxquelles nous ajoutons un paramètre lié à l'angle formé par les segments.

### 4.2.1 Proximité des segments

Quelques travaux ont insisté sur l'importance du rôle de la proximité en organisation perceptive [2] [6]. Dans notre étude la proximité des segments est caractérisée par deux critères calculés en utilisant les distances présentées FIG 4 :

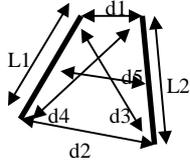


FIG 4 Proximité des segments

Le premier critère (C1) correspond à la distance minimum entre les deux segments, le second (C2) quand à lui est calculé en fonction de la distance entre les centres de gravité de ces mêmes segments.

$$C1 = \frac{\min(d1, d2, d3, d4)}{L1 + L2} \quad C2 = \frac{d5}{L1 + L2} \quad (6)$$

Ainsi C1 et C2 ont pour objectif de définir au mieux la proximité d'un couple de segments.

### 4.2.2 Similarité des segments

Le critère de similarité se révèle être très important dans la formation des groupes [2]. Nous calculons ce critère en utilisant les longueurs des segments L1 et L2 (voir FIG 4).

$$Similarite = \frac{\min(L1, L2)}{\max(L1, L2)} \quad (7)$$

### 4.2.3 Angle

Le dernier critère que nous utilisons correspond à l'angle minimum formé par les droites caractérisant les segments. Ainsi ce paramètre évoluera entre 0 et Pi/2,

## 4.2.4 Création des ensembles d'apprentissage et des classes

Pour chaque région, nous créons un ensemble de n vecteurs (également appelé ensemble d'apprentissage) de dimension quatre (n représentant le nombre de couples de segments appartenant aux contours de la région, et quatre correspondant au nombre de critères définissant la forme). Chaque ensemble de vecteurs est ensuite caractérisé sous forme d'une classe représentée par une courbe de Gauss de dimension quatre. Cette courbe est définie par le vecteur moyenne de l'ensemble d'apprentissage (8) et par sa matrice de variance-covariance (9) [1].

$$M = \sum_i P(x_i) * x_i \quad (8)$$

$$\Sigma = \sum_i P(x_i) * (x - M) * (x - M)^T \quad (9)$$

### 4.2.5 Calcul de la probabilité d'association

Disposant des vecteurs moyens et des matrices de variance-covariance de chaque régions, nous calculons la probabilité moyenne que l'ensemble des vecteurs d'une région B appartienne à la courbe de Gauss d'une région A

$$Dist = (x - M)^T * \Sigma^{-1} * (x - M) \quad (10)$$

$$f(x|\omega) = (2 * \pi)^{-Dim/2} * |\Sigma|^{-1/2} * \exp\left(-\frac{1}{2} * Dist\right) \quad (11)$$

## 4.3 Décision d'association (FP7)

La décision d'associer un couple de régions est prise en utilisant les probabilités calculées dans FP3 et FP6. Parmi tous les couples de régions possibles entre une région A et toutes les autres, nous ne gardons que la probabilité d'association la plus élevée. Le couple ayant la plus forte croyance est alors considéré comme appartenant à un seul et même objet. Ce couple constitue donc une nouvelle région qu'il faut recharacteriser en bouclant sur FP3 et FP4.

Notre système arrête ses itérations dès que les groupements de l'image n'évoluent plus. Il fournit alors ses hypothèses d'objets présents dans l'image.

## 5. Résultats

L'exemple ci-dessous est calculé sur l'image présentée FIG 5a. Nous focaliserons plus particulièrement notre attention sur les objets représentés par les régions FIG 5b.

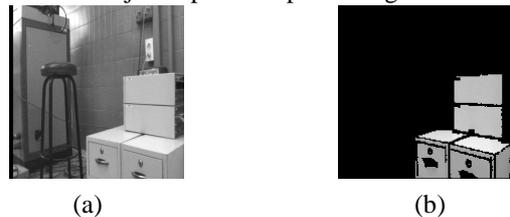


FIG 5 (a) Image de départ, (b) Objets analysés.

Les images FIG 6a à FIG 6d indiquent les couples de régions détectés dès la première itération de l'algorithme.

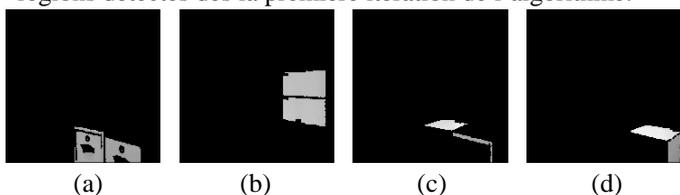


FIG 6 Résultats de la première itération

Au cours de la deuxième itération, les groupes FIG 6a et FIG 6c ont fusionné pour former une nouvelle région FIG 7a. Les deux autres groupes n'ont pas évolué.

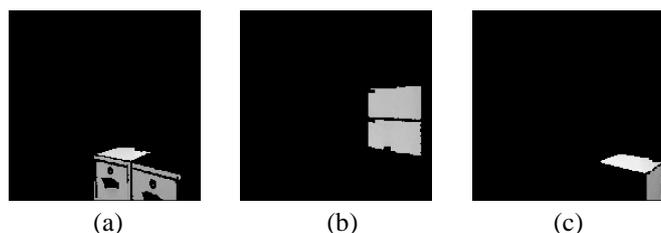


FIG 7 Résultats de la seconde itération

La troisième et dernière itération a unifié les régions FIG 7a et FIG 7c. Ainsi, une nouvelle région s'est constituée FIG 8a.

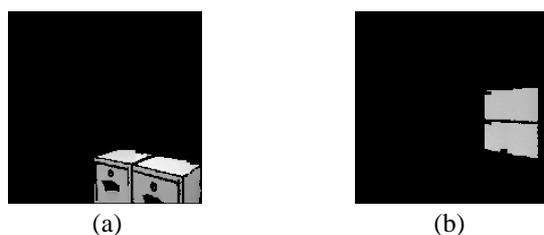


FIG 8 Résultat de la troisième itération.

Des T-jonctions interdisent de fusionner les FIG 8a et FIG 8b, ainsi l'algorithme considère que nous sommes en présence de deux objets. Le système estime également que l'objet FIG 8b masque une partie de l'objet FIG 8a. Les autres objets détectés dans cette image ne seront pas présentés dans cet article. Les images ci-dessus sont également visibles à l'adresse : <http://www.crea.u-picardie.fr/~dupuis/GRETSI2001/>

## 6. Conclusion et perspectives

Cet article présente une nouvelle méthode d'organisation perceptuelle appliquée sur des images en niveaux de gris représentant des objets polyédriques non texturés. Notre système cherche à grouper des régions en utilisant conjointement les informations de celles-ci et les informations liées aux segments appartenant à leurs contours. Ainsi une double vérification d'association est effectuée pour chaque groupe possible. Nous utilisons également la notion de stabilité des groupements obtenus. Bien que nous ayons tenté de définir cette nouvelle notion, nous estimons qu'il est nécessaire de mieux caractériser un groupement stable. Cela fera l'objet de travaux ultérieurs.

Cet algorithme a été conçu dans le but d'évoluer rapidement, ainsi nous envisageons à l'avenir d'utiliser un détecteur de textures et éventuellement d'autres primitives et critères de groupements.

Notre méthode comporte quelques défauts tels que la perte de précision liée à une étape de discrétisation (incluse dans FP2) ou encore une éventuelle interdiction d'associer des régions appartenant à un même objet. Toutefois, nous estimons que ce système évolutif ouvre des portes sur le sujet de l'organisation perceptuelle et plus particulièrement sur la stabilité des groupements.

## Références

- [1] Dubuisson B., 'Diagnostic et reconnaissance des formes', Traité des nouvelles technologies, éditions Hermes, 1990.
- [2] Dupuis A., Vasseur P., Harp J., 'Détection d'objets basée sur une approche multiprimitives', ORASIS, Cahors, France, juin 2001.
- [3] Feldman J., 'The Role of Objects in Perceptual Grouping', Acta Psychologica, 102, 137-163, 1999.
- [4] Jacobs D.W., Malik J., Nevatia R., 'Perceptual Organization : Principes and Methods', Workshop on Perceptual Organization in Computer Vision, pré-ICCV IEEE International Conference on Computer Vision, Corfou, Grèce, septembre 1999.
- [5] Jermyn I. H., Ishikawa H. 'Globally Optimal Regions and Boundaries', Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 904 - 910, Kerkyra, Grèce, septembre 1999.
- [6] Lowe D.G., 'Three-Dimensional Object Recognition from Single Two-Dimensional Images', Artificial Intell., Vol. 31, pp. 355-395, 1987.
- [7] Malik J., Belongie S., Leung T., Shi J., 'Contours and texture Analysis for Image Segmentation', International Journal on Computer Vision, 2000.
- [8] Sarkar S., Boyer K.L., 'Perceptual Organization in Computer Vision : A Review and Proposal for a Classifactory Structure', IEEE Trans. On System, Man and Cybernetics, Vol. 3, No. 2, pp. 382-399, 1993.
- [9] Sarkar S., 'Supervised Learning of Large Perceptual Organisation : Graph Spectral Partitioning and Learning Automata', IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 22., No 5, pp 504-525, mai 2000
- [10] Vasseur P., Mouaddib E.M., Pegard C., Dupuis A., 'Objects detection by a multiprimitives preattentive approach of the perceptual organization,' Workshop on Perceptual Organization in Computer Vision, pré-ICCV IEEE International Conference on Computer Vision,