

DÉTECTION D'OBJETS BASÉE SUR UNE APPROCHE MULTIPRIMITIVES

Arnaud DUPUIS
Pascal VASSEUR
Josselin HARP

C.R.E.A. - Centre de Robotique d'Electrotechnique et d'Automatique

7, rue du Moulin Neuf
80000 Amiens

arnaud.dupuis@iut.u-picardie.fr
pascal.vasseur@sc.u-picardie.fr
josselin.harp@sc.u-picardie.fr

Résumé – *Si les algorithmes de segmentation étaient parfaits, il serait relativement simple d'identifier les objets présents dans une image. Pour corriger les erreurs de segmentation, nous avons cherché à identifier les 'vraies' extrémités des segments en utilisant conjointement deux primitives (les coins et les segments). Une 'vraie' extrémité devient alors un point commun à plusieurs extrémités de segments. Disposant de ces nouvelles informations, notre objectif est ensuite de proposer une méthodologie originale permettant de retrouver, dans une image unique, les objets significatifs. La technique de groupement des segments susceptibles d'appartenir à un même objet se fonde sur l'utilisation de six critères gestaltistes fusionnés grâce à la théorie de Dempster-Shafer.*

Mots clés - Dempster-Shafer, groupement perceptif, lois gestaltistes.

1 Introduction

Dans cet article, nous proposons une méthode d'organisation perceptive permettant d'extraire de l'image les objets significatifs et susceptibles d'être mis en correspondance avec un des modèles d'une base.

Afin de simplifier la recherche de groupes de segments et ensuite l'indexation, nous réalisons une première étape de recherche des "vraies" extrémités des segments [16], destinée à corriger les erreurs de segmentation. Pour cela nous utilisons conjointement deux primitives (les coins [7] et les segments [3]). Une "vraie" extrémité est un point commun à plusieurs extrémités de segments.

Disposant de l'identification des "vraies" extrémités de chaque segment, nous avons ensuite cherché à réaliser une méthode d'organisation perceptive n'utilisant aucune connaissance a priori de l'environnement observé. Notre méthode fait appel à six critères tels que la symétrie, le parallélisme ou encore la proximité des segments. La théorie de Dempster-Shafer est ensuite utilisée afin de fusionner ces critères et d'obtenir des ensembles de segments significatifs.

Dans la prochaine section, nous situons notre travail par rapport à la littérature existante. La section 3 introduit la méthode de détection des "vraies" extrémités des segments. L'organisation perceptive est ensuite présentée dans la section 4, puis nous présentons les résultats expérimentaux obtenus dans la section 5. Enfin nous concluons sur la méthode dans la section 6.

2 Travaux antérieurs

Dans de nombreux systèmes de reconnaissance d'objets, l'organisation perceptive est devenue une étape incontournable. Elle permet de structurer l'image en groupes significatifs, de réduire la complexité et d'accroître la rapidité des traitements de plus haut niveau [6] [4] [10]. Dans cette étude, nous ne proposons que la partie pré-attentive du système qui permet de formuler des hypothèses de groupes autorisant une indexation puis une vérification attentive.

C'est au niveau structurel 2D présenté dans [9] et très présent dans la littérature que se situent nos travaux. Les primitives les plus utilisées à ce niveau sont les segments [6] [5] [17], les courbes [10] et les régions [13]. La première étape de notre méthode, destinée à identifier les "vraies" extrémités des segments, repose sur l'apport des informations complémentaires des coins et des segments [16]. Généralement, la pertinence des regroupements est déterminée par des critères correspondant aux lois gestaltistes (proximité [15] [6] [17] [10], colinéarité [17] [6], parallélisme [4] [15] [6], symétrie [12] [4] [15], fermeture [4], ...).

Toutefois, comme certains travaux l'ont déjà établi [14], notre conviction est que la proximité est la plus importante de toutes. Nous proposons donc dans notre approche une solution de regroupement se basant sur six critères et pour laquelle la proximité joue un rôle primordial.

A notre connaissance, actuellement seules quelques approches dont celle proposée par Amir et Lindenbaum [2] sont suffisamment générales pour pouvoir être appliquée à différents types d'images. En effet, la plupart des algorithmes existants ont été développés pour une recherche d'objets bien déterminés [6]. L'approche que nous proposons dans cet article est purement dirigée par les données, ainsi notre système est capable d'analyser une image sans aucune connaissance a priori.

3 Identification des "vraies" extrémités de chaque segment

Nous considérons dans un premier temps qu'il est intéressant de corriger les bruits tels que le morcelage ou l'occultation des segments générés lors de la segmentation. Pour cela, nous utiliserons les informations géométriques portées par les segments [3] et les coins [7]. A l'aide de la théorie de Dempster-Shafer [11], nous fusionnons ensuite l'ensemble des différents critères afin de détecter les extrémités les plus évidentes pour chaque segment. Cette identification des "vraies" extrémités des segments est basée sur une technique de détection d'objets extraite de l'article [16] que nous allons décrire rapidement (figure 1).

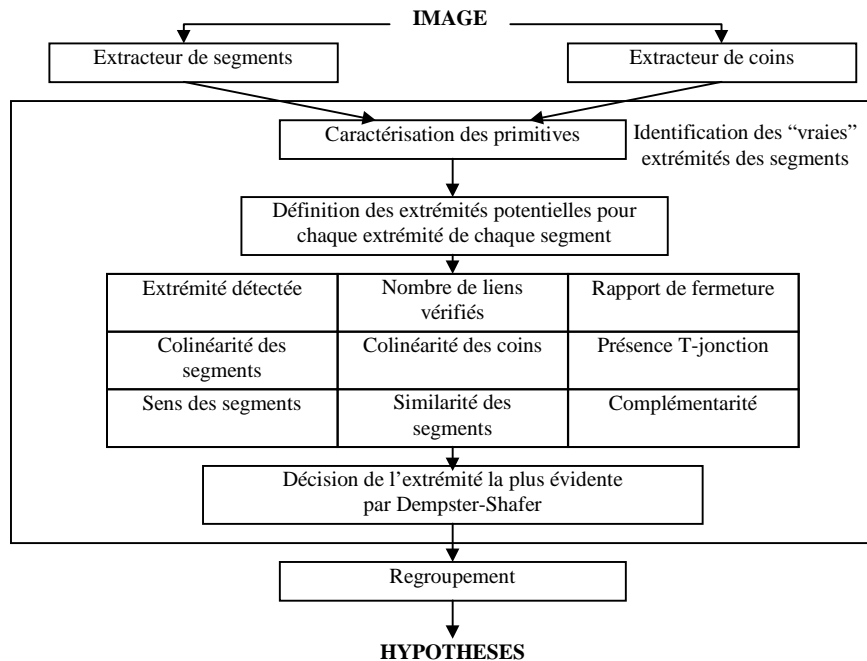


Fig 1. Synoptique de l'approche multi-primitives.

3.1 Caractérisation de l'image et des primitives

Dans un premier temps notre objectif est de donner une description représentative des primitives mais surtout des relations qu'elles possèdent dans l'image. Ainsi après avoir extrait de l'image les segments [3] et les coins [7], nous procédons à la reconstruction d'une image segmentée rediscrétisée. C'est-à-dire que nous redéfinissons un tableau dont chaque case représente une partie de l'image de cinq pixels sur cinq. Pour chacune des primitives qui sont détectées, nous les replaçons dans ce tableau afin d'obtenir rapidement les relations spatiales les liant.

Suite à cette reconstruction, trois graphes sont construits :

- le premier relie chaque extrémité détectée de segment à ses k plus proches voisins en ne se basant que sur la proximité des extrémités,
- le second prend en charge le même type de représentation mais pour les coins,
- le dernier relie finalement toutes les primitives à chacun de ses k plus proches voisins.

Cette construction nous permet de retrouver la notion de proximité très rapidement et surtout l'ensemble de ces représentations nous amènent à la caractérisation des primitives.

Ainsi chaque segment est représenté par les coordonnées de ses extrémités, sa longueur, son poids et sa jonction. Les poids indiquent le nombre d'extrémités de segments qui se trouvent dans un rayon de cinq pixels autour de chacune des extrémités du segment décrit. Cette information va nous permettre de juger de l'importance du segment dans la représentation d'un objet.

3.2 Définition du cadre de discernement

Le cadre de discernement représente l'ensemble des solutions possibles au problème posé. Dans notre approche, pour chaque extrémité d'un segment nous définissons un cadre de discernement qui est composé des extrémités possibles et admissibles. Pour sélectionner ces extrémités, nous utilisons directement les résultats de la caractérisation et des graphes. En effet la recherche s'effectue à partir du graphe composé des k plus proches voisins (kppv) constitués des coins et segments. Nous envisageons donc les cas suivants : l'extrémité "naturelle", les coins, l'extrémité proche de tout segment colinéaire au segment testé (cas de l'occultation), l'extrémité éloignée de tout segment colinéaire au segment testé (cas de l'occultation), l'intersection entre le segment testé et tout autre segment non colinéaire et l'ignorance dont l'utilisation permet d'équilibrer les croyances lors d'un manque d'informations ou d'une trop forte prédominance d'un des éléments. Toutes les extrémités possibles et présentes dans un même cercle de cinq pixels de rayon, sont regroupées comme étant une seule possibilité. Les coordonnées sont alors égales à la moyenne de toutes les possibilités recensées dans ce cercle centré sur la supposition initiale. Deux exemples de cadre de discernement sont proposés sur la figure 2.

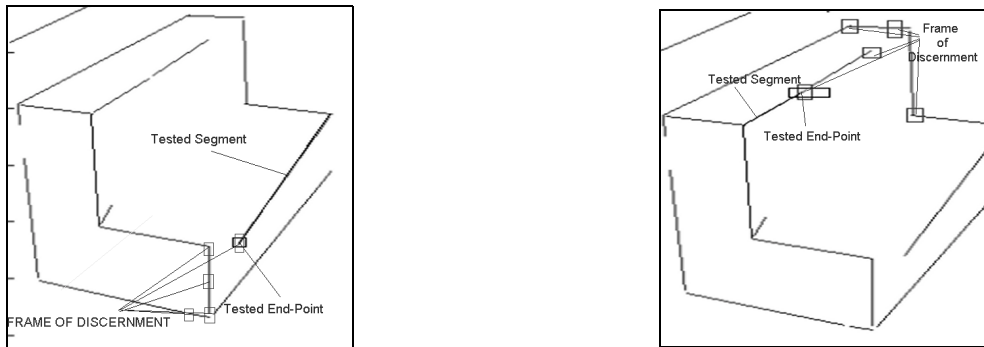


Fig 2. Deux exemples de cadre de discernement.

3.3 Les fonctions de croyance

Les fonctions de croyance permettent de répartir la croyance donnée pour chaque extrémité du cadre de discernement en fonction des critères que nous avons retenus. Ces fonctions, au nombre de neuf, sont les suivantes : nombre de liens vérifiés, extrémités détectées, colinéarité des coins, colinéarité des segments, rapport de fermeture, présence de T-jonction, sens des segments, similarité des segments et complémentarité.

3.4 Décision finale

A partir des différentes croyances établies précédemment, la règle de combinaison orthogonale fournie par la théorie de Dempster-Shafer nous permet d'obtenir les croyances finales pour chaque élément focal du cadre de discernement. Nous sélectionnons alors l'extrémité la plus évidente comme étant celle possédant la plus forte croyance. Les segments sont traités dans un ordre particulier déterminé à partir de leur importance calculée en fonction de leur longueur et leur poids. De cette façon un segment ne peut modifier l'extrémité d'un autre segment que si son ordre est plus important dans la hiérarchie. Des résultats expérimentaux sont présentés dans la section 5.

4 Organisation perceptive

Après l'identification, nous avons choisi de grouper les segments en utilisant toujours la théorie de Dempster-Shafer basée cette fois, principalement sur six critères : la proximité qui joue un rôle primordial, la continuité, la convexité, la symétrie, le parallélisme et la similarité (figure 3).

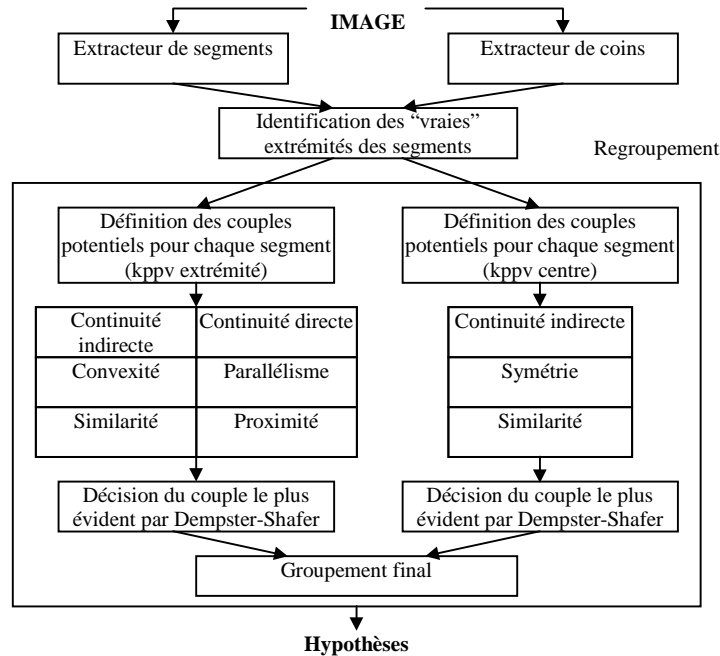


Fig 3. Synoptique de l'approche multi-primitives.

4.1 Définition du cadre de discernement

Dans cette approche, nous utilisons des cadres de discernement définis à partir de la recherche des k plus proches voisins de chaque segment (voir figures 4 et 5). Nous accordons ainsi une importance primordiale à la proximité des segments. Toutefois, selon les critères que l'on désire appliquer, le cadre de discernement peut être construit selon deux méthodes des kppv. Ainsi pour chaque segment testé, nous obtenons deux cadres de discernement. Le premier (figure 4) est trouvé à partir des k voisins les plus proches du centre de gravité du segment testé (recherche globale) et le second (figure 5) est trouvé à partir des k voisins les plus proches des extrémités de ce même segment testé (recherche locale).

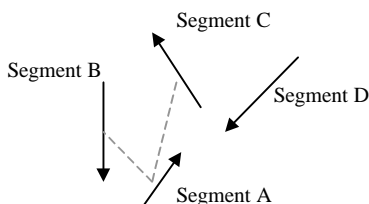


Fig 4. KPPV (centres de gravité) : les deux plus proches voisins du segment A sont les segments B et C. On en déduit que le cadre de discernement Θ_A trouvé à partir des deux plus proches voisins au sens des centres de gravité du segment A est : $\{A\}$, $\{AB\}$, $\{AC\}$ et $\{Ignorance\}$.

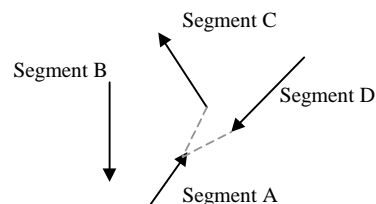


Fig 5. KPPV (extrémités) : les deux plus proches voisins du segment A sont les segments C et D. On en déduit que le cadre de discernement Θ_A trouvé à partir des deux plus proches voisins au sens des extrémités du segment A est : $\{A\}$, $\{AC\}$, $\{AD\}$ et $\{Ignorance\}$.

4.2 Les fonctions de croyance

Les fonctions de croyance permettent de répartir la croyance donnée pour chaque association de segment possible du cadre de discernement en fonction des critères suivants : continuité, proximité, parallélisme, similarité, symétrie et convexité. Chacun de ces critères que nous pourrions assimiler à des capteurs fournit une information importante pour l'organisation perceptive, mais il est toutefois nécessaire de les fusionner afin de déterminer quelles sont les associations de segments les plus plausibles.

Remarques :

- L'ignorance est gérée pour chacune des fonctions de croyance.
- Les segments extraits sont modélisés à partir de leurs coordonnées polaires.

- **Continuité (directe et indirecte)**

L'extracteur de segment que nous utilisons nous fournit une information relative à l'orientation des segments trouvés (au sens du gradient). Nous utilisons cette information pour commencer à former approximativement des groupes de segments qui se suivent.

Le principe suit les exemples figures 6 et 7 où le segment testé est le segment 1 et où Δ vaut 5 pixels.

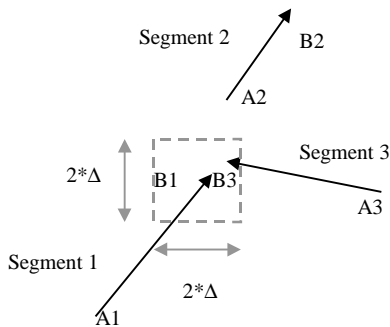


Fig 6. Pas de continuité.

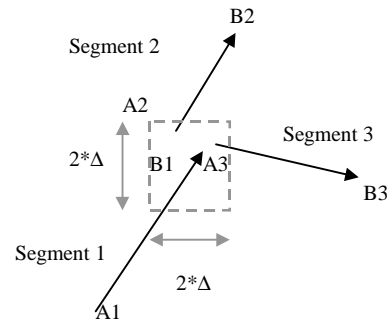


Fig 7. Si A3 et A2 se trouvent dans le carré de recherche, alors les segments 1, 2 et 3 se suivent et forment un groupe.

Remarques :

- Nous dirons qu'il y a **continuité directe** entre deux segments si ceux-ci se suivent directement et qu'il y a **continuité indirecte** s'ils appartiennent simplement au même groupe.
- Nous supposons qu'un segment ne peut appartenir qu'à un seul groupe.

Fonctions de croyance :

$$Bel(A) = \frac{1}{\sum_{\forall B \in \Theta} Cd(B) + 1} \times Cd(A)$$

$$Bel(A) = \frac{1}{\sum_{\forall B \in \Theta} Ci(B) + 1} \times Ci(A)$$

Cd (Continuité directe), Ci (Continuité indirecte).

- **Convexité**

Selon Jacobs [5] la convexité des contours n'est pas le fruit du hasard. Afin d'évaluer ce critère, nous utilisons les groupements obtenus à partir du critère de continuité. Ainsi, nous considérons qu'un groupe de segments est convexe s'il est constitué d'au moins trois segments et si l'angle α entre tous les segments consécutifs suit la même évolution.

Exemple :

Supposons que les segments 1 à 7 forment un seul groupe, il est alors possible d'extraire au sein de celui-ci deux groupes convexes (figures 8 et 9)

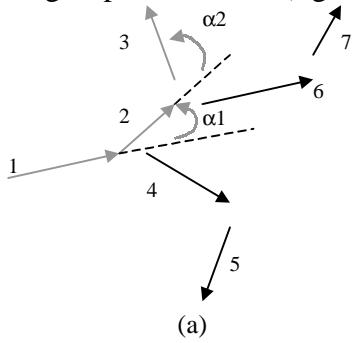


Fig 8. Les angles α_1 et α_2 sont dans $]0, +\Pi[$, le sens de rotation ne change pas, les segments 1, 2 et 3 forment un groupe convexe.

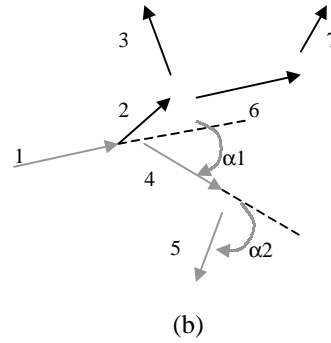


Fig 9. Les angles α_1 et α_2 sont dans $]0, -\Pi[$, le sens de rotation ne change pas, les segments 1, 4 et 5 forment un groupe convexe.

Fonction de croyance :

$$Bel(A) = \frac{1}{\sum_{\forall B \in \Theta} Convexité(B) + 1} \times Convexité(A)$$

- **Similarité**

Le principe est simple, il suffit de calculer le rapport des longueurs des deux segments testés. Nous obtenons ainsi un rapport de similarité compris entre 0 (borne exclue) et 1 (borne incluse).

Fonction de croyance :

$$Bel(A) = \frac{1}{\sum_{\forall B \in \Theta} RdS(B) + \max_{\forall B \in \Theta} (RdS(B))} \times RdS(A)$$

$$RdS(\text{couple}(1,2)) = \frac{\min(l_1, l_2)}{\max(l_1, l_2)}$$

RdS (Rapport de Similarité).

- **Symétrie**

Les travaux de Slivosky [12] ont démontré que la symétrie est un critère important. Pour calculer ce critère, nous recherchons s'il existe une symétrie centrale ou axiale entre les deux segments testés.

Fonction de croyance :

$$Bel(A) = \frac{1}{\sum_{\forall B \in \Theta} Symétrie(B) + 1} \times Symétrie(A)$$

- **Parallélisme**

Lorsque deux segments sont parallèles, la croyance de cette association est alors augmentée. Pour que deux segments soient parallèles, il faut que les φ de leur coordonnées polaires soient identiques à plus ou moins Π , et donc que le rapport de parallélisme soit égal à un.

Fonction de croyance :

$$Bel(A) = \frac{1}{\sum_{\forall B \in \Theta} RdP(B) + \max_{\forall B \in \Theta} (RdP(B))} \times RdP(A)$$

$$RdP(\text{couple}(1,2)) = \frac{\min(\varphi_1, \varphi_2)}{\max(\varphi_1, \varphi_2)}$$

RdP (Rapport de Parallélisme).

- **Proximité**

Quelques travaux [15] [16] [6] ont démontré que la proximité pourrait bien souvent être un critère suffisant à l'organisation perceptive.

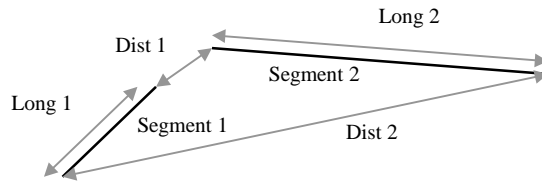


Fig 10. Rapport de proximité.

Fonction de croyance :

$$Bel(A) = \frac{1}{\sum_{\forall B \in \Theta} RdPr(B) + \max_{\forall B \in \Theta} (RdPr(B))} \times RdPr(A) \quad RdPr(\text{couple}(1,2)) = \frac{\min(Dist1, Dist 2)}{Long1 + Long2}$$

RdPr (Rapport de Proximité).

4.3 Combinaison des fonctions de croyance

Pour chaque segment étudié, nous disposons donc de deux cadres de discernement. Nous avons décidé d'appliquer sur le cadre de discernement correspondant aux k plus proches voisins des extrémités du segment testé, les capteurs de continuité indirecte, de continuité directe, de convexité, de parallélisme, de similarité et de proximité.

Pour le cadre de discernement correspondant aux k plus proches voisins du centre de gravité du segment testé, nous avons choisi d'appliquer les capteurs de symétrie, de continuité indirecte et de similarité.

4.4 Décision finale

Suite à l'application de la combinaison orthogonale sur l'ensemble des croyances calculées, nous gardons les associations de segments dont la croyance est supérieure à un seuil auto-adaptatif si et seulement si la croyance de l'ignorance est inférieure à ce même seuil. Sinon le segment testé est considéré comme un éventuel parasite.

Le seuil auto-adaptatif obéit à la loi suivante (avec k : nombre de voisins) :

$$\text{Si } \frac{\max(\text{croyances})}{4} > \frac{2}{k+1} \text{ alors :} \\ \text{seuil} = \frac{\max(\text{croyances})}{4}$$

S'il existe une forte croyance au moins 4 fois supérieure au seuil minimum toléré, alors :

le seuil est fixé au maximum des croyances divisé par 4

Sinon :

le seuil est fixé au minimum toléré

sinon :

$$\text{seuil} = \frac{2}{k+1}$$

La figure 11 présente un exemple de groupes obtenus avec les deux cadres de discernement d'une même image.

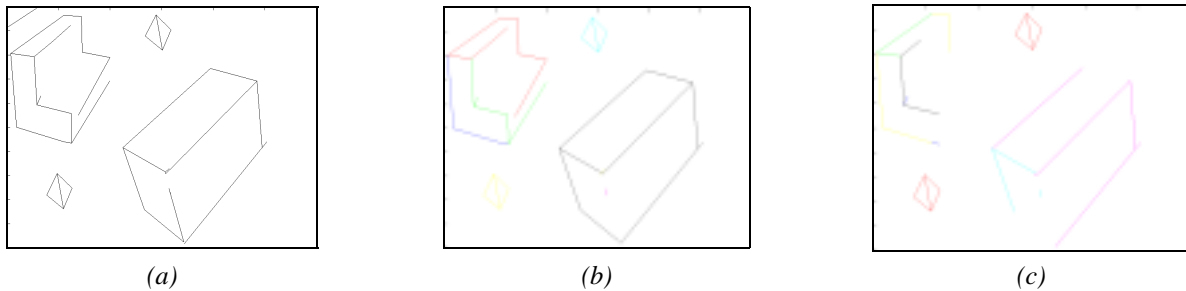


Fig 11. Résultats expérimentaux : (a) image de départ, (b) groupes obtenus avec les kppv des extrémités, (c) groupes obtenus avec les kppv des centres de gravité.

Résultats visibles sur le site : www.crea.u-picardie.fr/~dupuis/ORASIS2001/ORASIS2001.html

Les associations effectuées dans les deux cadres de discernement sont ensuite unies de telle sorte qu'un segment ne puisse appartenir qu'à un seul et même objet. Nous présentons des exemples de résultats obtenus dans la section 5.

5 Résultat expérimentaux

Dans cette partie, nous montrons quelques résultats expérimentaux obtenus en appliquant les algorithmes d'identification des "vraies" extrémités des segments, puis celui de la recherche des groupes de segments significatifs.

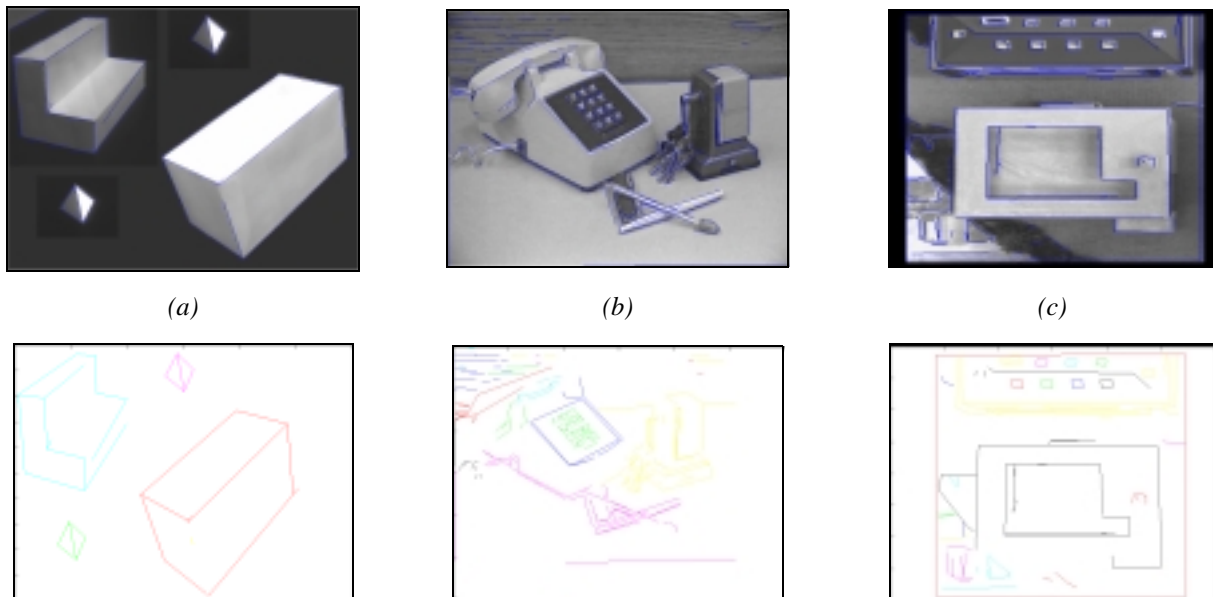


Fig 12. Exemples de détections des groupes de segments susceptibles d'appartenir au même objet (après identification des "vraies" extrémités des segments) :
(a) objets polyédriques simples en papier, (b) objets réalisés par l'homme, (c) bâtiments (vue aérienne).
Résultats visibles sur le site : www.crea.u-picardie.fr/~dupuis/ORASIS2001/ORASIS2001.html

La méthode proposée fournit des résultats cohérents et offre globalement des groupes de segments complets. Ainsi, pour la figure 12 (a), les quatre groupes distingués correspondent aux quatre objets de la scène. Sur la figure 12 (b), douze groupes ont été détectés. Parmi eux, six représentent le téléphone, et le reste représente les autres objets. Enfin, sur la vue aérienne (figure 12 (c)), dix-huit groupes représentant les bâtiments principaux, les fenêtres et les cheminées furent détectés.

6 Conclusion

Cet article a présenté une méthode qui permet de détecter les objets polyédriques dans une image unique. Cette approche repose sur l'utilisation conjointe de segments et de coins dont l'association est estimée par des lois gestaltistes pondérées par la théorie de Dempster-Shafer. Ainsi, nous obtenons des résultats intéressants et encourageants lors de l'extraction d'objets polyédriques quelconques sans connaissance a priori du contexte de la scène. De plus l'identification des vraies extrémités des segments extraits permet non seulement un regroupement plus efficace en termes de fiabilité et de temps de calcul, mais aussi l'obtention d'objets constitués de contours fermés. Ainsi, nous avons dans cet article abordé et traité les problèmes majeurs de l'organisation perceptive : les défauts de segmentation, les occultations, le bruit ainsi que l'importance relative des critères de regroupement entre eux.

7 Références

- [1] Alter T.D., Basri R., "*Extracting Salient Curves from Images : An Analysis of the Saliency Network*", A.I. Memo No. 1550, Massachusetts Institute of Technology, août 1995.
- [2] Amir A., Lindenbaum M., "*A Generic Grouping Algorithm and its Quantitative Analysis*", IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell., Vol. 20, No. 2, pp. 168-185, 1998.
- [3] Burns J.B., Hanson A.R., Riseman D.M., "*Extracting Straight Lines*", IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell., Vol. 8, pp. 425-455, 1986.
- [4] Clemens D.T., Jacobs D.W., "*Space and time bounds on indexing 3-d models from 2-d images*", IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell., 13 (10), pp. 1007-1017, 1991.
- [5] Jacobs D.W., "*Robust and Efficient Detection of Salient Convex Groups*", IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell., Vol. 18, No. 1, pp. 23-37, 1996.
- [6] Lowe D.G., "*Three-Dimensional Object Recognition from Single Two-Dimensional Images*", Artificial Intell., Vol. 31, pp. 355-395, 1987.
- [7] Mokhtarian F., Suomela R., "*Robust Image Corner Detection through Curvature Scale Space*", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, number 12, pp. 1376-1381, 1998.
- [8] Sarkar S., "*Learning to Form Large Groups of Salient Image Features*", Proc. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 780-786, Santa Barbara, Etats-Unis, 23-25 juin , 1998.
- [9] 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.
- [10] Selinger A., Nelson R.C., "*A Perceptual Grouping Hierarchy for Appearance-Based 3D Object Recognition*", IEEE Workshop on Perceptual Organization in Computer Vision, Santa Barbara, Etats-Unis, 26 juin 1998.
- [11] Shafer G., "*A Mathematical Theory of Evidence*", Princeton University Press, Princeton, Etats-Unis, 1976.
- [12] Slivosky L.A., Kak A., "*Low-Level Grouping by Symmetry*", IEEE Workshop on Perceptual Organization in Computer Vision, Santa Barbara, Etats-Unis, 26 juin 1998.
- [13] Syeda-Mahmood T. "*Detecting Perceptually Salient Texture Regions in Images*", IEEE Workshop on Perceptual Organization in Computer Vision, Santa Barbara, Etats-Unis, 26 juin 1998.
- [14] Thorisson K.R., "*Simulated Perceptual Grouping : An Application to Human-Computer Interaction*", Proc. of the Sixteenth Annual Conference of the Cognitive Science Society, Atlanta, Etats-Unis, pp. 876-881, août 1994.
- [15] Vasseur P., Pegard C., Mouaddib E.M. Delahoche L., "*Perceptual Organization Approach based on Dempster-Shafer Theory*", Pattern Recognition, Vol. 32, pp. 1449-1462, 1999.
- [16] 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, Corfoue, Grèce, septembre 1999.
- [17] Weiss R., Boldt M., "*Geometric Grouping Applied to Straight Lines*", Proc. IEEE Conf. On Computer Vision and Pattern Recognition, Miami Beach, Etats-Unis, pp.489-495, juin 1986.