

Un modèle d'interaction multi-agents basé sur le champs de potentiel appliqué à la segmentation d'images de profondeur

S. MAZOUZI, Z. GUESSOUM et F. MICHEL
Laboratoire CReSTIC
Université de Reims
{mazouzi, fmichel}@leri.univ-reims.fr
zahia.guessoum@lip6.fr

M. BATOUCHE
Laboratoire LIRE,
Université de Constantine, Algérie
batouche@wissal.dz

Résumé

Dans cet article, nous présentons un système multi-agents basé sur le champ de potentiel pour la détection de contours dans les images de profondeurs. Une population d'agents situés est lancée afin d'explorer l'image. Lors de leur mouvement, chaque agent lisse l'image le long de son parcours, et altère les pixels qui n'appartiennent pas à la surface sur laquelle il se déplace. Sur la bordure entre deux surfaces adjacentes, deux groupes d'agents seront en compétition pour inclure les pixels de la bordure à leurs surfaces respectives. Cette compétition va préserver les contours contre l'effacement. Cependant les régions de bruits sont effacées par un lissage successif, opéré par les agents se déplaçant sur la même surface. Un champ de potentiel, crée autour des pixels altérés, permet aux agents qui sont dans le voisinage de ces pixels de se regrouper et de concentrer leur action autour de ces pixels. Après plusieurs altérations du même pixel, le champ de potentiel autour de ce pixel est relaxé, permettant aux agents qui sont sous son influence de se libérer et d'explorer d'autres régions de l'image.

1. Introduction

Due à leur méthodes complexes d'acquisition, et à l'orientation de surfaces de leurs objets, les images de profondeurs sont considérées hautement bruitées [13]. Plusieurs approches ont été proposées pour la segmentation d'images de profondeur [6]. Malheureusement, les méthodes traditionnelles qui sont basées sur l'examen du voisinage immédiat du pixel traité, ne fournissent pas des résultats satisfaisants et ne

conduisent pas donc à une interprétation fiable du contenu des images [4,6]. Le bruit Gaussien ou impulsif qui caractérise les images produites par un télémètre donné, rend la détection de contours dans ces images plus ou moins fiable [9]. En effet, si l'image est hautement bruitée, un fort lissage du bruit peut conduire à l'effacement des contours d'objets [10]. Cependant, si l'image est sous-lissée, le bruit qui demeure dans l'image rend la détection de contours inefficace et entachée d'erreurs. Pour remédier à ce problème, lié à la perception locale autour du pixel traité, inhérent aux méthodes de segmentation traditionnelles, plusieurs travaux ont proposés des systèmes multi-agents pour le traitement et l'interprétation d'images [12]. Ces systèmes héritent les avantages de l'approche orientée agent pour la résolution de problèmes. Cette approche consiste en la résolution collective et distribuée de problèmes. Dans un système multi-agents, un agent seul, par manque de compétence générale et de données globales, ne peut pas résoudre le problème dans sa totalité. Les agents doivent donc coopérer afin de surmonter leur inefficacité individuelle. Dans les systèmes multi-agents, l'interaction des agents conduit à l'émergence de solutions. Dans la littérature, plusieurs méthodes traditionnelles de segmentation d'images ont été reimplementées en tant que systèmes multi-agents. A titre d'exemple, dans l'algorithme de fusion et d'éclatement de régions, les agents correspondent aux régions de l'image et l'affectation des pixels aux différentes régions est effectués selon un schéma de coopération ou de négociation aux sein de la population des agents [12].

Dans cet article, nous proposons un système multi-agents basé sur un nouveau modèle d'interaction pour le lissage de régions de bruit, et la détection de

contours dans les images de profondeurs. Une des difficultés dans la détection de contours, est le critère de différenciation de pixels, qui ne peut pas être trivialement définis et vérifié. Dans le but de surmonter cette difficulté, nous introduisons un schéma compétitif d'interaction entre groupes antagonistes d'agents, et nous montrons que la dynamique qui résulte conduit à l'émergence des contours. Les images utilisées représentent des scènes contenant des objets polyédriques. Lors de leur mouvement, les agents lissent l'image sur leurs parcours. Lorsqu'un agent rencontre un pixel qui n'appartient pas à la surface courante, le pixel est systématiquement altéré afin de l'aligner à la surface environnante. Les pixels isolés, qui n'appartiennent à aucune surface, ou les pixels groupés en petites régions vont disparaître après plusieurs itérations de lissage, opéré par les agents qui se déplacent sur les surfaces qui les entourent.

Cependant, les pixels situés sur la bordure entre deux surfaces adjacentes vont être alternativement modifiés par les deux groupes d'agents qui se déplacent des deux coté de la bordure. Le contour entre les deux surfaces adjacentes sera donc préservé contre l'effacement. L'utilisation du champ de potentiel pour la coordination d'agents [2,14] permet de grouper les agents et de concentrer leur action autour des contours et des régions de bruit. Le principe de notre approche, comparée à d'autres, consiste en la compétition d'agents pour l'altération des pixels d'intérêts. Cette compétition permet l'émergence et l'amincissement des contours, ainsi que le lissage du bruit.

Le reste de l'article est organisé comme suit : La section 2 présente certains travaux qui ont proposé des systèmes multi-agents pour la segmentation d'images. La section 3 donne un aperçu de l'approche proposée et décrit le comportement des agents utilisés. Dans la section 4, nous montrons comment est utilisé le champ de potentiel pour fournir un mécanisme efficace de coordination spatiale des agents. Les sections 5 et 6 montrent respectivement le mécanisme résultant de détection de contours, et le mécanisme de lissage de bruit. La section 7 présente quelques résultats expérimentaux, ainsi qu'une comparaison de ces résultats à ceux de certaines méthodes publiées dans la littérature. Nous concluons l'article en résumant le système proposé et en montrant les extensions possibles à ce travail.

2. Etat de l'art

Plusieurs travaux ont proposés des systèmes multi-agents pour la segmentation d'images. Liu et Tang [7] ont proposé un système pour la segmentation d'image à

résonance magnétique (IRM) du cerveau. Ils utilisent quatre types d'agents pour étiqueter les pixels de l'image en fonction de leur degré d'appartenance aux quatre régions prédéfinies dans ce type d'images. Les agents qui réussissent à reconnaître leurs régions respectives créent d'autres agents, dit clones, et les placent selon certaines directions préférées. Les directions choisies augmentent la probabilité que les agents créés rencontrent de nouveaux pixels de la même région. Rodin et al. [11] ont proposé un système multi-agents pour la détection de pourtours d'objets dans des images à contenu spécifique. Deux types d'agents, conçu en se basant sur le formalisme BRIC [2], permettent de suivre respectivement les anneaux foncés et les anneaux claires dans l'image. L'action des agents consiste à renfoncer les anneaux en accentuant leur contraste, permettant ainsi une détection plus facile des pourtours d'objets. Les auteurs en [5] utilisent un système multi-agents pour implémenter un algorithme d'accroissement de régions, basé sur l'algorithme du FCM. La fusion de régions adjacentes est effectuée en fonction de la négociation entre les agents qui détiennent ces régions. Fernandes et al. [3] utilisent une colonie de fourmis artificielles pour la détection de pixels de contours dans des images à niveaux de gris. Les mouvements des fourmis (agents), qui sont de nature stochastiques, sont pondérés par la phéromone déposée auparavant par d'autres fourmis qui ont détecté un contraste des niveaux de gris. Chen et Wen [1] ont conçu un algorithme évolutionnaire pour la segmentation d'images. Les agents sont placés dans l'image, qui est considérée comme un écosystème. Ils sont organisés en tribus et échangent les propriétés locales de l'image, acquises de leurs voisinages. Le but de l'évolution des agents est de minimiser l'intra-variabilité de chacune des tribus, et de maximiser l'inter-variabilité entre les différentes tribus. Mazouzi et al. [8] ont proposé un système multi-agents pour la détection de contours et la reconstruction de primitives géométriques dans les images de profondeur. Les paramètres de lissage et de détection ont été automatiquement adaptés en fonction de l'organisation qui s'établit au sein de la population des agents.

Contrairement aux travaux cités, le modèle proposé dans ce travail, utilise un schéma de compétition entre agents antagonistes pour à la fois un lissage adaptatif et une détection des contours dans les images de profondeur. Nous montrons dans cet article que la segmentation des images émerge d'une action collective d'une population d'agents. Nous montrons également que la coordination spatiale des agents, par un champ de potentiel, permet l'optimisation des

traitements, en faisant grouper les agents autour des régions d'intérêt de l'image.

3. Le système proposé

Une image de profondeur est une image où à chaque pixel est enregistrée la distance du point correspondant de la scène au plan du capteur télémétrique. Pour notre système l'environnement dans lequel les agents se déplacent est une image de relief, obtenue à partir de l'image de profondeur. A chaque pixel de cette image sont enregistrés les coefficients de l'équation du meilleur plan tangent à la surface en ce pixel. Le plan tangent est obtenu par une régression multiple en considérant les pixels appartenant à une fenêtre, de 3×3 pixels, centrée autour du pixel en question. Une population en nombre important d'agents est lancée dans l'image. Les agents utilisés sont de granularité faible et ayant un comportement réactif, et sont initialisés à des positions arbitraires dans l'image.

Chaque agent est caractérisé par sa position courante dans l'image, et par son énergie qu'il a acquise durant son mouvement sur une surface planaire. En se déplaçant dans l'image, un agent mémorise la surface plane courante sur laquelle il se déplace, et la considère comme sa surface de référence. Un agent exhibe un comportement en fonction de son énergie et de sa position, lui permettant de réaliser la tâche adaptée à son état, et sa position (Fig. 1). Les différentes tâches sont résumées dans les sous sections suivantes.

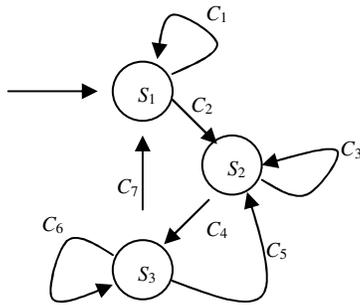


Figure 1. Comportement d'un agent. Etats: S_1 : Recherche de la surface de référence, S_2 : Exploration de surface, S_3 : Altération de pixel. Conditions: C_1 : Surface de référence non trouvée, C_2 : NOT C_1 , C_3 : le pixel courant appartient à la surface de référence, C_4 : NOT C_3 , C_5 : énergie positive et pixel courant appartient à la surface de référence, C_6 : énergie positive et pixel courant n'appartient pas à la surface de référence, C_7 : énergie nulle.

3.1. Recherche d'une surface de référence

Après sa création un agent se déplace aléatoirement dans l'image et cherche une surface plane qui sera considérée comme sa surface de référence, durant l'exploration future de l'image (Fig. 1). La graine de la région plane recherchée est formée de l'ensemble des pixels situés autour de la position de l'agent, dans une fenêtre de 3×3 pixels. Soit N_0 le nombre de pixels dans le voisinage de l'agent, formant une surface plane. L'agent acquies à ce stade une énergie initiale E_0 , proportionnelle à la qualité de la surface plane, qui est considérée comme sa surface de référence. L'énergie E_0 est obtenue comme suit :

$$E_0 = \sum_{i=1}^{N_0} \delta_E \times q_i \quad (1)$$

δ_E et q_i représentent respectivement le gain en énergie après chaque pas effectué sur la surface plane, et la qualité du plan, au sens des moindres carrées, au point i .

3.2. Exploration de surface

En dehors de l'influence du champ de potentiel, un agent se déplace aléatoirement sur sa surface de référence. Le long de son chemin, et afin d'augmenter l'homogénéité de sa surface de référence, l'agent lisse les pixels parcourus en utilisant un filtre moyen appliqué aux plans tangents. L'agent accumule l'énergie le long de son parcours sur sa surface de référence. L'apport en énergie après chaque pas est $\delta_E \cdot q$, où q est la qualité d'estimation du plan au pixel courant. L'énergie accumulée E , majorée par E_{\max} , représente le degré d'adaptation de l'agent à sa surface de référence. Il détermine la capacité de l'agent à altérer les pixels rencontrés qui n'appartiennent pas à sa surface de référence. L'énergie accumulée détermine également l'intensité de la force appliquée à l'agent par le champ de potentiel (voir section 4). La direction de mouvement d'un agent est de nature stochastique, mais elle est pondérée par la force attractive exercée par le champ de potentiel, qui influence les agents à se diriger vers les pixels voisins aux pixels altérés qui sont plus probablement des pixels d'intérêt (de contour ou de bruit).

3.3. Altération des pixels de contours et des pixels de bruit

Quand un agent rencontre un pixel qui n'appartient pas à sa surface de référence, il le modifie de telle sorte que ce pixel soit approximativement aligné à la surface de référence. L'équation du plan à ce pixel est remplacée par la moyenne de son équation et de l'équation du plan de la surface de référence. Après l'exécution de cette tâche, l'agent perd une part $\lambda\delta_E$ de son énergie. La constante λ , ($\lambda \gg 1$) représente le rapport perte au gain de l'énergie. Pour nos expérimentations, le facteur λ était choisi de telle sorte que l'agent ne peut altérer qu'un seul pixel, donc $\lambda = E_{\max}/\delta_E$.

3.4. Réadaptation d'un agent à une nouvelle surface

Un agent perd la totalité de son énergie lorsqu'il passe d'une surface à une autre, et devient incapable de modifier des pixels sur son chemin. A ce stade, un processus de réadaptation se déclenche au niveau de l'agent. Ce processus permet à l'agent de se réadapter et de considérer la nouvelle surface plane, sur laquelle il est situé, comme sa surface de référence. Ce mécanisme est nécessaire afin d'assurer l'équilibre d'altération des contours et ce indépendamment de l'aire des surfaces. En effet, avec deux surfaces adjacentes ayant des aires significativement différentes, les agents se déplaçant sur la plus large surface vont envahir la plus petite. Le contour entre les deux surfaces va se déplacer vers l'intérieur de la surface ayant la plus petite aire. Cette dernière va progressivement se contracter et va disparaître après plusieurs itérations (Fig. 2).

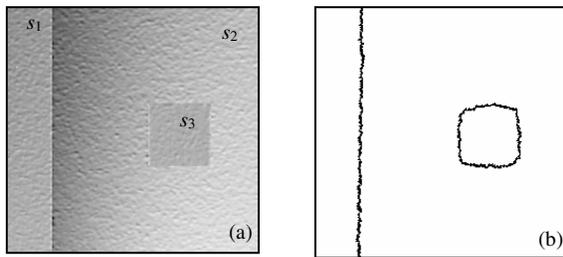


Figure 2. a) Image de profondeur (256x256) avec trois surfaces s_1, s_2 et s_3 . b) Détection de contours en utilisant 500 agents (sans réadaptation). La plus petite surface (s_3) commence à disparaître.

4. Coordination d'agents par un champ de potentiel

Un champ de potentiel artificiel, inspiré du champ de potentiel électrostatique, est utilisé afin d'assurer la coordination spatiale des agents. Il est créé et mis à jour autour des pixels altérés, et permet aux agents de se diriger vers ces pixels qui représentent les régions d'intérêt dans l'image. Contrairement à d'autres travaux, où le champ de potentiel est créé en considérant des positions fixes et prédéfinies des objets (buts et obstacles), le champ de potentiel, dans notre cas, résulte de l'interaction des agents avec les objets de l'environnement (pixels). A chaque pixel en (x,y) , l'intensité du champ $\Psi(x,y)$ créée par un ensemble de N pixels précédemment altérés $(x_{0,i}, y_{0,i})$, $\{i=1..N\}$ est calculé comme suit:

$$\Psi(x, y) = \sum_{i=1}^N \frac{k \times (1 - q_i)}{\sqrt{(x - x_{0,i})^2 + (y - y_{0,i})^2}}, k \in R^+ \quad (2)$$

Où k est la constante de la force électrostatique, prise égale à 1.0 dans notre cas, et q_i la qualité d'estimation du plan au pixel $(x_{0,i}, y_{0,i})$.

Un agent situé à la position (x,y) et ayant une énergie E , équivalente à la charge électrique, subit une force attractive, calculée à l'aide du gradient du champ de potentiel comme suit :

$$\vec{F} = \begin{cases} -E \times \vec{\nabla} \Psi(x, y), & \text{si } E > E_{\text{infl}}, E_{\text{infl}} \in R^+ \\ \vec{0}, & \text{sinon} \end{cases} \quad (3)$$

E_{infl} est un seuil d'énergie exprimant la sensibilité de l'agent au champ de potentiel. Un agent ne subit aucune force si son énergie est inférieure à ce seuil. Cette propriété permet aux agents ayant perdu toute leur énergie de se libérer de la force attractive du champ et ainsi rechercher une nouvelle surface de référence sur laquelle ils se réadaptent.

Un mécanisme de relaxation du champ de potentiel est introduit afin de permettre aux agents de se libérer et d'explorer d'autres régions de l'image. A un pixel donné, l'intensité du champ de potentiel décroît après chaque altération de ce pixel. L'équation de la dynamique de relaxation est définie comme suit :

$$\Psi^{(t+1)}(x, y) = \xi \times \Psi^{(t)}(x, y), \xi < 1 \quad (4)$$

$\Psi^{(0)}(x, y)$ représente l'intensité initiale du champ de potentiel, correspondant à la première altération du

pixel en question. La constante ξ représente le taux de décroissance de l'intensité du champ, prise égale à 0.9 dans nos expérimentations. Après plusieurs itérations, le champ généré par le même point devient insignifiant. A la limite de la dynamique, le champ de potentiel est totalement relaxé dans toute l'image. Ceci représente l'état final du processus, après lequel le système pourra être arrêté.

5. Emergence de contours

Le but de chaque agent consiste à lisser l'image en alignant les points qui n'appartiennent pas à sa surface de référence. Cependant, certains de ces pixels sont de vrais points de contours et ne devraient pas être donc alignés. Néanmoins, sur la frontière entre deux surfaces adjacentes, les agents seront en situation de compétition ; Les agents passant d'une surface à une autre alignent les pixels situés sur la frontière à leur surface de référence. Les agents qui se déplacent dans le sens inverse alignent les pixels de la même frontière à la seconde surface. De ce fait, les pixels de la frontière entre les deux surfaces adjacentes vont se voir alternativement alignés aux deux surfaces, et seront donc préservés contre l'effacement, par le lissage successif opéré par les agents. Une opération d'amincissement de contours est également réalisée. Les pixels appartenant au pourtour d'un segment (non aminci) sont continuellement alignés aux surfaces dont ils forment les bordures. Cependant les pixels qui se situent le long du centre du segment, seront préservés, car ils seront alternativement alignés par les deux groupes d'agents compétitifs qui opèrent des deux cotés du segment (Fig. 3).

A la convergence de la dynamique, les points de contours entre les deux surfaces adjacentes vont se voir basculer entre les deux surfaces. Ceci résulte en une structure émergente due aux actions compétitives des agents afin d'inclure les points de contours à leurs surfaces respectives.

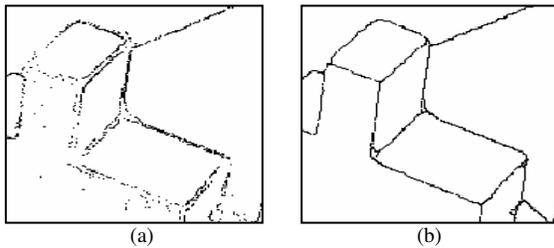


Figure 3. Amincissement de contours par compétition des agents.

6. Elimination des régions de bruit

Lors de leur exploration les agents lissent les pixels de l'image sur leurs chemins et à l'arrivée aux pixels de contours, ces derniers sont alignés, et les agents perdent leur énergie d'altération.

Par contre, et contrairement aux contours des vraies régions de l'image, chaque agent ayant consommé son énergie en altérant un pixel sur le pourtour d'une région de bruit, et ayant passé dans cette dernière, ne sera pas capable de s'adapter. Ceci est dû au fait que les régions de bruits sont formées de pixels ayant des profondeurs aléatoires, ou elles sont planaires, mais ayant des petites aires insuffisantes pour permettre aux agents de se réadapter à ces régions. L'agent quittera alors la région de bruit sans altérer les pixels sur son pourtour. L'agent se réadaptera ensuite dans la vraie région qui entoure la région de bruit après avoir quitté cette dernière. En considérant le niveau de détail des images, un seuil Δu_s détermine la distance minimale parcourue par un agents sur une surface plane afin de pouvoir s'adapter à cette dernière.

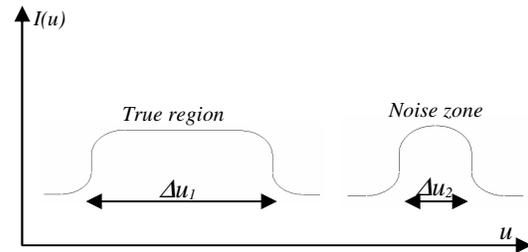


Figure 4. Longueurs parcourues selon le type de régions : vraie région et région de bruit.

La figure 4 montre la variation de la fonction image d'une vraie surface d'objet et d'une région de bruit. La longueur Δu_1 qui représente la taille d'une vraie surface est supérieure a seuil Δu_s . Les agents qui se déplacent sur cette surface auront donc suffisamment d'espace pour qu'ils puissent se réadapter et par conséquent inclure dans cette surface les points de contours qui l'entourent. Par contre, les agents qui passent dans une région de bruit (Fig. 4), traversent une distance Δu_2 inférieure au seuil Δu_s . Dans ce cas, les agents n'auront pas suffisamment d'espace pour se réadapter à cette région. Ils quittent donc la région de bruit sans altérer les points de son pourtour. En d'autres termes, les vraies surfaces d'objets sont suffisamment larges pour permettre au agents qui y passent à l'intérieur de s'adapter et donc pouvoir aligner les points de contours

au profit de ces surfaces en les quittant. Par contre, les régions de bruit, qui sont caractérisées par des profondeurs aléatoires ou par des tailles faibles, ne permettent pas aux agents de se réadapter. Les pourtours de ces régions sont continuellement alignés de l'extérieur, en les incluant aux vraies surfaces environnantes. Après un nombre important d'itérations ses régions vont disparaître.

7. Résultats expérimentaux

L'approche proposée était testée sur des images réelles de la base d'image ABW [6], utilisée pour l'évaluation de performance et la comparaison de méthodes de segmentation d'images de profondeurs [6]. Chaque image représente une scène contenant des objets polyédriques en occlusion mutuelle. Une image dite de relief est extraite à partir de l'image de profondeur. Dans cette nouvelle image, chaque pixel représente le meilleur plan tangent à la surface en ce pixel. L'équation du plan est obtenue par la méthode de régression multiple en considérant les pixels voisins appartenant à une fenêtre de taille 3×3 , centrée au pixel en question.

En utilisant les 10 images d'apprentissage, mis à la disposition par la base ABW, les paramètres utilisés dans notre système ont été initialisés comme suit : le gain d'énergie $\delta_E=1$, l'énergie maximale $E_{max} = 100$, et le seuil de longueur $\Delta u_s = 7$. Ce dernier paramètre est utilisé de telle sorte à ne pas permettre aux agents de se réadapter si la distance parcourue dans sur une nouvelle surface est inférieure à 7 pixels. Cette valeur correspond en fait à la plus petite taille qu'une vraie surface puisse avoir. Toute surface, même plane, ayant des dimensions inférieures à ce seuil, est considérée comme région de bruit. Les valeurs des paramètres E_{inf} et ξ , qui contrôlent la dynamique du champ de potentiel ont été prises égales respectivement à 20 et 0.01. Ces deux valeurs sont choisies en considérant la taille des images, la nature des régions de bruit, ainsi que le niveau de détail dans les images traitées.

La figure 5 montre un exemple de l'évolution de la dynamique sur une image réelle prise de la base ABW. L'affichage de l'image (Fig. 5a) est réalisé par un simple algorithme de rendu réaliste, basé sur la technique du lancé de rayon, en utilisant l'orientation du vecteur normal à la surface. Une population de 1000 agents était lancée dans l'image (de taille 512×512).

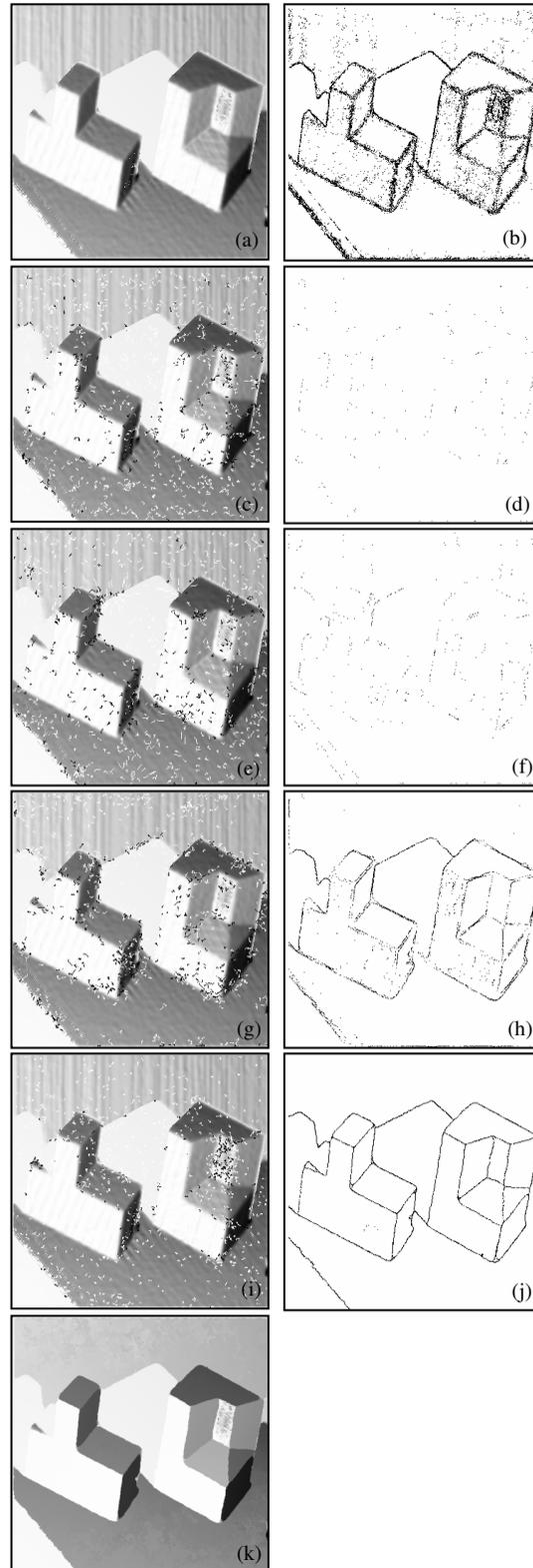


Figure 5. Evolution de la dynamique des agents, et résultats de segmentation.

La figure 5b montre le résultat de détection de contours obtenu en utilisant un détecteur spatial, basé sur la variation de l'orientation du vecteur normal à la surface. Dû au niveau élevé de bruit, présent dans les images réelles, les résultats de détection, ainsi obtenus sont insatisfaisants et inexploitable. Les figures 5c, et 5d montrent respectivement les positions des agents, et les pixels alignés après 20 itérations. A ce stade aucun agent n'est sous l'influence du champ de potentiel, malgré que certains pixels ont été altérés et ayant généré un champ de potentiel autour d'eux. Les figures 5e et 5f permettent de constater l'influence du champ de potentiel sur les agents après 200 itérations. A ce stade, les agents attirés par le champ de potentiel ont accumulé une énergie E supérieure au seuil E_{Infl} .

Après 800 itérations, des amas d'agents sont formés (Fig. 5g et 5h) autour des régions d'intérêt (contours et régions de bruit). La figure 5i montre l'état du système après relaxation du champ de potentiel dans toute l'image. Les contours finaux détectés après 8000 itérations sont montrés dans la figure 5j. A ce stade les agents reprennent un mouvement stochastique libre de toute influence du champ de potentiel qui s'est totalement relaxé. La figure 5k présente l'état des surfaces et des arrêtes à la fin du processus. Nous pouvons constaté que les surfaces ont été lissées et que les arrêtes ont été bien améliorées et amincies.

Afin de bien situer les performances de notre système, nous avons procédé à une étude comparative selon le framework proposé dans [6]. Ce framework était conçu spécialement pour l'évaluation de performance des algorithmes de segmentation d'images de profondeur. Nos résultats obtenus sur les 30 images de test de la base ABW ont été comparés à ceux produits par trois algorithmes de segmentations cités en [6], à savoir : USF de « University of South Florida », UB de « University of Bern, Switzerland » et UE de « University of Edinburgh, Scotland ».

Les résultats de comparaison, obtenus après avoir produit tous les résultats de segmentation des différents algorithmes, nous ont permis de comparer les taux de détections correctes, propres à chaque algorithme, en fonction d'un seuil de tolérance de comparaison « T ». Le tableau 1, montre les différentes valeurs du taux moyen de détections correctes en fonction du seuil T . La figure 6 présente un graphique de comparaison permettant de situer les performances des différents algorithmes impliqués dans la comparaison, et ce en fonction du seuil T . En effet, la comparaison montre

que notre système produit des résultats meilleurs que tous les autres algorithmes pour les valeurs de T inférieures ou égales 85%. Il demeure meilleur que l'algorithme USF, pour les autres valeurs de T . Cependant, il affiche des résultats inférieurs à ceux de UB et UE pour les valeurs de T supérieures à 90%. L'examen détaillé de ces résultats a montré que la carence de notre système avec les valeurs élevées du seuil T , est due à une mauvaise localisation des pixels de contours. Ceci est causé par le fait que les agents, sur les contours effectuent des actions compétitives et autonomes produisant une affectation arbitraire des pixels d'un segment aux différentes régions qui le forment. En effet, les algorithmes UB et UE ont prévu chacun un traitement particulier des contours de régions ; ce qui explique leur bons résultats pour les valeurs élevées du seuil T . Afin que notre système puisse produire des résultats meilleurs pour T élevé, il est impérativement nécessaire de mettre en place un mécanisme optimal pour l'affectation des pixels de contours aux différentes régions qui le forment.

Tolerance (T)	USF	UB	UE	Proposed System
0,50	85,33	78,67	83,11	91,67
0,60	84,89	77,78	80,44	90,35
0,70	84,89	76,00	80,44	89,04
0,80	76,00	75,56	77,78	81,14
0,90	52,44	61,78	64,00	53,51
0,95	25,33	39,56	41,33	28,51
1,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Tableau 1. Valeurs moyennes de détection correcte en fonction du seuil de tolérance de comparaison T .

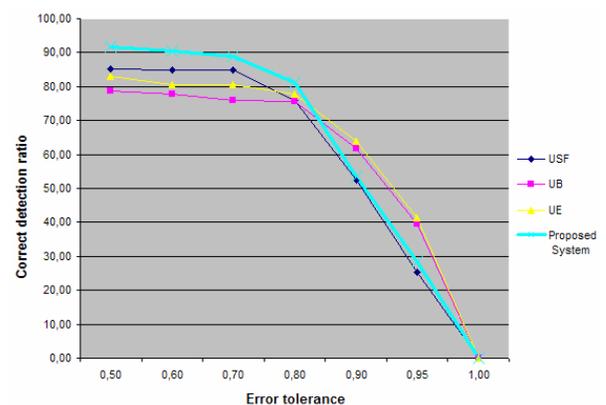


Figure 6. Comparaison des taux de détections correctes.

8. Conclusion et perspectives

Dans cet article, nous avons proposé un modèle d'interaction multi-agents et son application à la segmentation d'images de profondeur. Les agents utilisés ont une granularité faible et se déplacent arbitrairement dans l'image. Les régions de bruit sont effacées suite aux alignements successifs de leurs pourtours, opérés par les agents qui se déplacent dans les vraies régions environnantes. Par contre, la compétition des groupes d'agents antagonistes autour des contours entre les vraies régions de l'image, préserve ces contours contre l'effacement.

Dans le but d'accélérer le processus de segmentation, un modèle de coordination spatiale entre agents, via un champ de potentiel est introduit. Le champ de potentiel est créé autour des pixels qui ont été alignés par les agents. Le champ de potentiel créé autour d'un pixel donné permet d'attirer les agents qui sont dans le voisinage à se diriger vers ce pixel et donc de concentrer les actions des agents autour des zones d'intérêt contenant des pixels fraîchement altérés. Le mécanisme de relaxation du champ de potentiel permet aux agents de se libérer et d'explorer d'autres zones de l'image. L'approche proposée peut s'étendre à d'autres types d'images, pour lesquelles il est nécessaire de définir des critères d'homogénéité de surfaces, et de procéder à l'estimation des valeurs optimaux des paramètres, appropriées aux types d'images traitées. Il est également à envisager un traitement particulier des pixels de contours afin d'accroître d'avantage les performances de détection.

9. References

- [1] Y. W. Chen, Y. Q. Chen, "An evolutionary system and its application to automatic image segmentation", ICNC, Changsha, 2005, pp. 705-709.
- [2] J. Ferber, *Les systèmes multi-agents, vers une intelligence collective*, Interedition, Paris, 1995.
- [3] C. Fernandes, V. Ramos, A. C. Rosa1, "Self-Regulated Artificial Ant Colonies on Digital Image Habitats", International Journal of Lateral Computing, vol. 2 (1), 2005 pp. 1-8.
- [4] J. Freixenet, X. Muñoz, D. Raba, J. Martí, X. Cufí, "Yet Another Survey on Image Segmentation: Region and Boundary Information Integration", in Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision Part III, Copenhagen, 2002 pp. 408 – 422.
- [5] R. Haroun, F. Boumghar, S. Hassas, L. Hamami, "A Massive Multi-agent System for Brain MRI Segmentation" in proceedings of MMAS, Kyoto, 2004 pp. 174 – 186.
- [6] A. Hoover, G. Jean-Baptiste, X. Jiang, X. P.J. Flynn, H. Bunke, D.B. Goldgof, K. Bowyer, D.W. Eggert, A. Fitzgibbon, R.B. Fisher, "Experimental Comparison Of Range Image Segmentation Algorithms", Transactions on PAMI N 18, 1996, pp. 673-689.
- [7] J. Liu, Y.Y. Tang, "Adaptive image segmentation with distributed behavior-based agents" IEEE Journal of pattern analysis and machine intelligence, Volume 21 N 6, 1999 pp. 544-551.
- [8] S. Mazouzi, M.C. Batouche and Z. Guessoum, "A self-adaptive multi-agent system for segmentation and reconstruction of 3D scenes", in proceedings of AISTA, Kirchberg, Luxembourg 2004.
- [9] D. L. Page, Y. Sun, A. F. Koschan, J. K. Paik, M. A. Abidi, "simultaneous mesh simplification and noise smoothing of range images", ICIP, Vol. 3, Roshester, NY, 2002, pp. 821-824.
- [10] K. Pulli, M. PietikÄainen, "Surface Modeling and Display from Range and Color Data", ICIAP'97 , Florence 1997, pp. 385-397.
- [11] V. Rodin, A. Benzinou, A. Guillaud, P. Ballet, F. Harrouet, J. Tisseau, J. Le Bihan, "An immune oriented multi-agent system for biological image processing", Pattern Recognition Journal, Vol. 37, 2004, pp. 631 – 645.
- [12] P.L. Rosin, O.F. Rana, "Editorial/Agent based vision", Pattern Recognition Journal, vol. 37, 2004, pp. 627-629.
- [13] J. Shin, Y. Sun, W. Jung, J. Paik, M.A. Abidi, "Adaptive regularized noise smoothing of dense range image using directional Laplacian operators", Three Dimensional Image Capture and Applications IV, Pceedings of SPIE Vol. 4298, San Jose, 2001, pp. 119-126.
- [14] O. Simonin, "Construction of numerical potential fields with reactive agents", fourth international joint conference on Autonomous agents and multiagent systems, The Netherlands, 2005, pp. 1351 – 1352.