

UNIVERSITÉ DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES DE LILLE 1
U.F.R. d'Informatique, Électronique, Électrotechnique et Automatique
Laboratoire d'Automatique I³D

Numéro attribué par la bibliothèque : 3034

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE LILLE 1

Discipline : Automatique et Informatique Industrielle

Présentée et soutenue publiquement

par

Michaël FONTAINE

le 18 décembre 2001

Segmentation non supervisée d'images couleur par analyse de la connexité des pixels

JURY :

Vincent DEVLAMINCK	Professeur à l'U.S.T.L., Président de Jury
Sylvie PHILIPP-FOLIGUET	Professeur à l'E.N.S.E.A., Rapporteur
Alain TRÉMEAU	Professeur à l'Université de Saint-Étienne, Rapporteur
Olivier COLOT	Maître de Conférences habilité à l'Université de Rouen, Examineur
Ludovic MACAIRE	Maître de Conférences à l'U.S.T.L., Co-directeur de recherche
Jack-Gérard POSTAIRE	Professeur à l'U.S.T.L., Co-directeur de recherche

Table des matières

Remerciements	2
Introduction	7
Chapitre 1. Méthodes de segmentation d'images couleur en régions	9
1.1 Introduction	9
1.2 Segmentation par analyse des propriétés spatiales	10
1.2.1 Segmentation par division de régions	10
1.2.2 Segmentation par croissance de régions	12
1.2.3 Segmentation par fusion de régions	13
1.2.4 Segmentation par division-fusion	15
1.2.4.1 Tetra-arbre (Quadtree)	15
1.2.4.2 Diagramme de Voronoï	16
1.2.4.3 Champs de Markov	18
1.2.5 Conclusion	18
1.3 Segmentation par analyse des composantes couleur des pixels	19
1.3.1 Méthodes qui nécessitent la connaissance du nombre de classes	20
1.3.1.1 Centres mobiles, nuées dynamiques, k-means	20
1.3.1.2 Apprentissage compétitif	21
1.3.1.3 Fuzzy c-means	23
1.3.2 Méthodes qui ne nécessitent pas la connaissance du nombre de classes	23
1.3.2.1 Isodata	23
1.3.2.2 Analyse d'histogrammes multidimensionnels	24
1.3.2.3 Analyse d'histogrammes monodimensionnels	25
1.3.3 Conclusion	27
1.4 Fusion de segmentations	27
1.4.1 Fusion de segmentations dans le cadre de la logique floue	27
1.4.2 Fusion de segmentations au sens de la théorie de l'évidence	28
1.4.3 Conclusion	29
1.5 Conclusion	29
Chapitre 2. Notions de connexité	31
2.1 Introduction	31
2.2 Outils classiques d'analyse spatio-colorimétrique	32
2.2.1 Matrice de cooccurrences couleur associée à une translation	32
2.2.2 Matrice de cooccurrences associée au 8-voisinage : un corrélogramme couleur	33
2.2.3 Conclusion	34
2.3 Matrice des probabilités de cooccurrence couleur	35
2.3.1 Définition	35

2.3.2	Représentation de la matrice des probabilités de cooccurrence en niveaux de gris	36
2.3.3	Représentation de la matrice des probabilités de cooccurrence couleur	38
2.4	Ensemble de pixels dont les couleurs appartiennent à un intervalle de couleurs	42
2.4.1	Définition d'un intervalle de couleurs $[\vec{c}^j, \vec{c}^j + \vec{l}^j]$	42
2.4.2	Définition d'un ensemble de pixels $E([\vec{c}^j, \vec{c}^j + \vec{l}^j])$	42
2.5	Mesure de la connexité couleur d'un ensemble de pixels	42
2.5.1	Probabilité de premier ordre d'un ensemble de pixels $E([\vec{c}^j, \vec{c}^j + \vec{l}^j])$	43
2.5.2	Probabilité de second ordre d'un ensemble de pixels $E([\vec{c}^j, \vec{c}^j + \vec{l}^j])$	44
2.5.3	Degré de connexité couleur d'un ensemble de pixels $E([\vec{c}^j, \vec{c}^j + \vec{l}^j])$	46
2.6	Pyramide des degrés de connexité couleur	48
2.6.1	Définition	48
2.6.2	Implantation	50
2.7	Conclusion	53
Chapitre 3. Construction des classes par analyse de la PDCC		55
3.1	Introduction	55
3.2	Analyse de chaque plan de la PDCC	56
3.2.1	Degrés de connexité couleur des cellules d'un plan de la PDCC	57
3.2.2	Extraction des cellules de maximum local des degrés de connexité couleur	58
3.2.2.1	Extraction de cellules par seuillage des degrés de connexité couleur	58
3.2.2.2	Détection des maxima locaux dans un voisinage 3×3	60
3.2.2.3	Filtrage des cellules détectées	66
3.2.3	Conclusion	67
3.3	Analyse multi-échelle de la PDCC	69
3.3.1	Cellules de maximum local dans la PDCC	69
3.3.2	Cellules de maximum local adjacentes	72
3.3.3	Construction des signatures des classes de pixels	74
3.3.4	Détermination des noyaux de classe	76
3.4	Conclusion	78
Chapitre 4. Segmentation par analyse floue d'un graphe d'adjacence de régions		80
4.1	Introduction	80
4.2	Mesures de ressemblance et de dissemblance floues entre deux régions à partir d'une classification de leurs pixels	82
4.2.1	Degrés d'appartenance des pixels aux classes	82
4.2.2	Classe de rejet	85
4.2.3	Vecteur d'attributs $\vec{\Psi}^j(P(x, y))$ d'un pixel dans l'espace \mathbb{E}^j	86
4.2.4	Vecteur d'attributs $\vec{\Psi}^j(R_k)$ d'une région dans l'espace \mathbb{E}^j	86
4.2.5	Ressemblance et dissemblance floues entre deux régions dans l'espace \mathbb{E}^j	87
4.3	Comparaison de deux régions à partir d'une classification de leurs pixels	87
4.3.1	Comparaison de deux régions à partir d'une classification nette	88
4.3.1.1	Cas de regroupement de deux régions à partir d'une classification nette	88
4.3.1.2	Cas de non regroupement de deux régions à partir d'une classification nette	89
4.3.1.3	Cas d'indécision de regroupement de deux régions à partir d'une classification nette	90
4.3.2	Comparaison de deux régions à partir d'une classification floue	91

4.3.2.1	Cas de regroupement de deux régions à partir d'une classification floue	91
4.3.2.2	Cas de non regroupement de deux régions à partir d'une classification floue	92
4.3.2.3	Cas d'indécision de regroupement de deux régions à partir d'une classification floue	93
4.4	Mesures de ressemblance et de dissemblance floues entre deux régions à partir de trois classifications de leurs pixels	94
4.4.1	Définition de l'espace d'attributs \mathbb{E}	94
4.4.2	Vecteur d'attributs $\vec{\Psi}(P(x, y))$ d'un pixel dans l'espace \mathbb{E}	95
4.4.3	Vecteur d'attributs $\vec{\Psi}(R_k)$ d'une région dans l'espace \mathbb{E}	95
4.4.4	Ressemblance et dissemblance floues entre deux régions dans l'espace \mathbb{E}	96
4.4.4.1	Définition	96
4.4.4.2	Propriétés des mesures de ressemblance floue $r(R_k, R_l)$ et de dissemblance floue $d(R_k, R_l)$	96
4.5	Comparaison de deux régions à partir de trois classifications de leurs pixels	98
4.5.1	Comparaison de deux régions à partir de trois classifications nettes	98
4.5.1.1	Cas de regroupement de deux régions à partir de trois classifications nettes	99
4.5.1.2	Cas de non regroupement de deux régions à partir de trois classifications nettes	99
4.5.1.3	Cas d'indécision de regroupement de deux régions à partir de trois classifications nettes	100
4.5.1.4	Autres cas de regroupement de deux régions à partir de trois classifications nettes	101
4.5.2	Comparaison de deux régions à partir de trois classifications floues	102
4.5.2.1	Cas de regroupement de deux régions à partir de trois classifications floues	103
4.5.2.2	Cas de non regroupement de deux régions à partir de trois classifications floues	103
4.5.2.3	Cas d'indécision à partir de trois classifications floues	104
4.5.2.4	Autres cas de regroupement de deux régions à partir de trois classifications floues	105
4.5.3	Conclusion sur les mesures de ressemblance floue $r(R_k, R_l)$ et de dissemblance floue $d(R_k, R_l)$	106
4.6	Graphe d'adjacence de régions	106
4.6.1	Introduction	106
4.6.2	Graphe d'adjacence de régions	107
4.6.3	Analyse classique d'un graphe d'adjacence de régions	108
4.6.4	Analyse floue d'un graphe d'adjacence de régions	109
4.6.4.1	Modélisation de l'image par un graphe d'adjacence de régions	109
4.6.4.2	Valuation des noeuds du graphe d'adjacence de régions	110
4.6.4.3	Pondération des arêtes du graphe d'adjacence de régions	110
4.6.4.4	Regroupement des régions par analyse du graphe d'adjacence de régions	111
4.6.4.5	Segmentation d'une image	112
4.7	Conclusion	115

Chapitre 5. Résultats	117
5.1 Introduction	117
5.2 Influence des paramètres sur la segmentation d'une image de synthèse	118
5.2.1 Présentation de l'image de synthèse	118
5.2.2 Influence du seuil de degré de connexité couleur s	121
5.2.3 Influence du seuil de regroupement t	127
5.2.4 Comparaison avec des méthodes classiques de segmentation	134
5.3 Influence des paramètres sur la segmentation d'une image de référence : "la maison"	137
5.3.1 Critère d'évaluation d'une segmentation proposé par Borsotti, Campadelli et Schettini	137
5.3.2 Présentation de l'image	138
5.3.3 Influence du seuil de degré de connexité couleur s	139
5.3.4 Influence du seuil de regroupement t	144
5.4 Temps de calcul	146
5.5 Conclusion	147
Conclusion et perspectives	149
Bibliographie	154

Introduction

Au cours des dernières décennies, le domaine de la vision artificielle s'est énormément développé et de nombreux systèmes de vision sont de nos jours utilisés dans des domaines d'applications très variés tels que le contrôle qualité, la cartographie aérienne, le domaine médical, etc...

Ces systèmes de vision mettent en oeuvre un ou plusieurs capteurs qui fournissent une ou plusieurs images d'une scène observée et possèdent un ou plusieurs processeurs qui les analysent et en interprètent le contenu sémantique.

Les images numériques fournies par les capteurs se distinguent par :

- leur dimension spatiale qui peut être :
 - de dimension 3 : "images volumétriques",
 - de dimension 2 : "images matricielles",
 - de dimension 1 : "images linéaires".
- la nature de l'information qui est contenue dans chaque élément de l'image :
 - colorimétrique,
 - densitométrique,
 - métrique,
 - multispectrale,
 - photométrique,
 - etc...

Dans ce mémoire de thèse, nous nous intéressons aux images matricielles fournies par des caméras couleur. Une image couleur se définit comme une matrice $2D$ de pixels, caractérisés par leurs composantes trichromatiques (R, V, B) . Nous informons d'ores et déjà le lecteur qu'il ne trouvera pas, dans ce document, de chapitre dédié à la formation et la perception de la couleur. En effet, ce thème vaste et complexe est déjà très largement détaillé dans la littérature. Le lecteur intéressé pourra notamment consulter [WS82] [Dor90] [Kow90] [Tro91] [Sèv96] [Van00]. Nous considérons la couleur comme une donnée multi-dimensionnelle dans un espace d'attributs, et non comme une mesure colorimétrique telle qu'elle est définie au sens de la Colorimétrie.

Notre travail s'inscrit dans la segmentation d'images couleur, traitement bas-niveau qui consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles appelés régions.

Afin de situer notre approche, nous effectuons dans le **premier chapitre** une synthèse bibliographique des méthodes qui permettent de segmenter les images couleur en régions. Nous les distinguons selon trois types :

- les méthodes qui construisent chaque région par un balayage de l'image ou d'une structure de données et qui considèrent qu'une région est un ensemble de pixels connexes de couleurs uniformes,
- les méthodes dans lesquelles les régions sont définies comme des ensembles de pixels connexes appartenant à une même classe de pixels,
- les méthodes de segmentation dans lesquelles les pixels d'une même région doivent répondre de manière similaire à différentes méthodes de segmentation.

Notre approche s'inscrit parmi les méthodes faisant appel aux techniques d'analyse de données multidimensionnelles qui considèrent que les régions sont définies comme des ensembles de pixels connexes appartenant à une même classe de pixels.

Généralement, les méthodes classiques de classification construisent les classes de pixels en n'analysant que les propriétés colorimétriques des pixels et excluent de ce fait leurs interactions spatiales. L'originalité de notre approche repose sur la prise en compte simultanée des propriétés de connexité et colorimétriques des pixels.

Dans le **second chapitre**, nous introduisons différentes notions de connexité et nous proposons une mesure de la connexité d'un ensemble de pixels appelée "degré de connexité couleur". Cette notion a été proposée par C. Robe [Rob91] dans le cadre de la segmentation des images en niveaux de gris. A partir de cette mesure de connexité, nous définissons une structure de données originale appelée "Pyramide des degrés de connexité couleur". Cette structure recense de manière organisée et hiérarchique, les degrés de connexité couleur de tous les ensembles possibles de pixels que peut contenir une image.

Les ensembles de pixels ayant des degrés de connexité couleur remarquables sont extraits par une analyse de la pyramide des degrés de connexité couleur proposée dans le **troisième chapitre**. Les classes de pixels présentes dans l'image sont reconstruites grâce à une association avec les ensembles de pixels ainsi extraits. Chaque classe est alors constituée par un ensemble de pixels dont les couleurs se concentrent autour d'une couleur moyenne et dont le degré de connexité couleur est élevé. La construction des classes est le fruit d'une analyse de la répartition des points couleur dans l'espace des couleurs, tout en tenant compte des interactions dans l'image entre les pixels.

Comme l'analyse d'une pyramide des degrés de connexité couleur ne peut prendre en compte que deux composantes trichromatiques parmi les trois disponibles, nous proposons de réaliser trois classifications marginales qui prennent chacune en compte les couples de composantes couleur.

Afin de reconstruire les régions présentes dans une image à partir des résultats issus des trois processus de classification, nous proposons dans le **quatrième chapitre** une méthode originale fondée sur une analyse floue d'un graphe d'adjacence de régions. Ce processus effectue une analyse spatiale de l'image afin de regrouper des régions adjacentes appartenant de manière similaire aux classes préalablement construites.

Dans le **cinquième chapitre**, nous analysons les résultats de segmentation obtenus avec notre méthode et nous étudions l'influence des paramètres fixés par l'utilisateur. Ces résultats illustrent l'efficacité de la méthode proposée qui s'inscrit dans le cadre de la segmentation par classification spatio-colorimétrique des pixels.

Conclusion et perspectives

Ce document décrit en détail notre contribution à la segmentation non supervisée d'images couleur en régions et présente les différentes étapes qui ont été nécessaires au développement de notre méthode.

Dans le premier chapitre, nous effectuons une synthèse bibliographique des différentes méthodes de segmentation qui existent dans la littérature. Nous distinguons trois catégories principales :

- les méthodes qui construisent chaque région par un balayage de l'image ou de structures de données et qui considèrent qu'une région est un ensemble de pixels connexes de couleurs uniformes,
- les méthodes dans lesquelles les régions sont définies comme des ensembles de pixels connexes appartenant à une même classe de pixels,
- les méthodes de segmentation dans lesquelles les pixels d'une même région doivent répondre de manière similaire à différentes méthodes de segmentation.

Parmi les méthodes qui considèrent que **les régions sont définies comme des ensembles de pixels connexes appartenant à une même classe de pixels**, nous constatons d'une part que la construction des classes repose essentiellement sur une analyse plus ou moins sophistiquée de la distribution colorimétrique des pixels dans l'espace des couleurs, au détriment des propriétés de connexité qui n'interviennent en général qu'en second lieu, afin de regrouper dans l'image les pixels qui sont assignés à une même classe.

Nous constatons d'autre part que ces méthodes ne tiennent généralement pas compte de la non équiprobabilité des classes, alors que les régions présentes dans une image sont généralement de tailles différentes.

Ceci nous amène à proposer **une approche originale qui considère au même titre les propriétés de connexité et les propriétés colorimétriques des pixels**, afin de construire des classes qui peuvent être **non équiprobables**.

Afin de n'utiliser que l'information présente dans l'image à segmenter, nous proposons une méthode qui ne nécessite **aucune connaissance a priori sur les classes** présentes dans l'image et qui **ne nécessite pas la connaissance du nombre de classes**.

Comme notre méthode considère au même titre les propriétés de connexité et les propriétés colorimétriques des pixels, nous introduisons les notions de connexité couleur dans le deuxième chapitre. A cette occasion, nous définissons le degré de connexité couleur d'un ensemble de pixels qui est une mesure de la connexité d'un ensemble de pixels dont les couleurs appartiennent à un intervalle de

couleurs. Cette mesure présente l'avantage d'être indépendante du cardinal de l'ensemble considéré.

Nous supposons que les pixels de chaque région de l'image peuvent être regroupés en une classe de pixels et qu'une classe est un ensemble de pixels dont le degré de connexité couleur présente une valeur remarquablement élevée. Toute la difficulté consiste à identifier ces ensembles.

C'est pour cela que nous définissons une structure de donnée originale, **la pyramide des degrés de connexité couleur**, qui recense de manière organisée et hiérarchique les degrés de connexité couleur de tous les ensembles de pixels possibles que peut contenir une image et dont les couleurs appartiennent à des intervalles de couleurs parfaitement définis.

Pour des raisons d'implantation, nous ne pouvons construire cette pyramide qu'en tenant compte de deux composantes trichromatiques parmi les trois disponibles. Nous décomposons alors l'image originale en trois images bichromatiques I^1 , I^2 et I^3 associées respectivement aux couples de composantes (R, G) , (G, B) et (B, R) et nous construisons la PDCC pour chacune de ces images bichromatiques.

Une méthode d'analyse de la PDCC est proposée dans le troisième chapitre afin de construire les noyaux des classes présentes dans chaque image bichromatique. Elle consiste à extraire les cellules de maximum local dans chaque plan de la pyramide et à reconstruire la signature de chacune des classes sous la forme d'une liste chaînée de cellules de maximum local adjacentes dans la PDCC. Le parcours en parallèle des signatures de classes permet de construire le noyau de chacune d'elles.

Nous disposons alors de trois ensembles de classes construites issues des analyses des trois PDCC.

Notre objectif étant de regrouper ensemble les pixels qui appartiennent à une même région dans l'image à partir des résultats issus des trois processus marginaux de classification, nous proposons de modéliser l'image par **un graphe d'adjacence de régions**. **Une analyse floue de ce graphe d'adjacence de régions** est proposée dans le quatrième chapitre. L'originalité de notre approche consiste à caractériser les régions par les degrés d'appartenance aux classes qui proviennent des trois PDCC des images I^1 , I^2 et I^3 . La décision de regrouper ou non des régions adjacentes est prise à partir de deux mesures de comparaison originales : **les mesures de ressemblance et de dissemblance floues entre deux régions**. Ce graphe d'adjacence de régions est parcouru de telle sorte qu'il ne nécessite aucune sélection de germes initiaux de régions.

Pour résumer, notre méthode de segmentation se décompose en deux étapes successives :

- la construction des classes par l'analyse des PDCC des trois images bichromatiques,
- l'analyse floue du graphe d'adjacence de régions en tenant compte des degrés d'appartenance aux classes construites.

La construction des classes repose sur une analyse de la répartition des points couleur dans l'espace des couleurs qui tient compte des interactions spatiales dans l'image, grâce à la mesure des degrés de connexité couleur.

L'analyse floue du graphe d'adjacence de régions effectue une analyse spatiale de l'image afin de regrouper des régions adjacentes appartenant de manière similaire aux classes préalablement construites.

Ainsi, notre méthode de segmentation couplant étroitement l'analyse dans le plan image et dans

l'espace couleur à chacune de ses étapes s'inscrit dans le cadre de la **segmentation par classification spatio-colorimétrique des pixels**.

Comme l'analyse d'une PDCC et l'analyse floue d'un graphe d'adjacence de régions font intervenir respectivement un seuil de degré de connexité s et un seuil de regroupement t , le cinquième chapitre est consacré à l'étude de l'influence de ces seuils sur le résultat de la segmentation. Nous proposons une méthodologie qui permet de régler les seuils s et t face à une application donnée.

Dans un premier temps, il est pertinent d'ajuster s en trouvant un compromis entre une valeur faible fournissant un nombre élevé de classes, pas toutes significatives et associées à des ensembles de pixels faiblement connexes, et une valeur élevée mettant en évidence un nombre réduit de classes associées à des ensembles de pixels de population importante et très connexes.

Quand la valeur de s est fixée, de telle sorte que les classes obtenues correspondent le mieux possible aux régions dans l'image, il faut procéder à l'ajustement de t . Les deux exemples présentés au chapitre 5 montrent qu'une valeur élevée de t , restant dans l'intervalle des valeurs préconisées, permet d'obtenir des résultats de segmentation satisfaisants.

Notre méthode de segmentation peut fournir de bons résultats de segmentation, même lorsque les trois processus de classification n'ont pas réussi à reconstruire de manière pertinente toutes les classes de pixels. La prise en compte des résultats issus des trois processus de classification par l'analyse floue du graphe d'adjacence de régions permet de pallier les effets de ces résultats de classification partiellement décevants. Dans ce cas, elle peut fournir de bons résultats de segmentation, sans toutefois atteindre des résultats similaires à ceux obtenus par l'analyse du graphe d'adjacence de régions avec des classes construites correspondant de manière cohérente aux régions dans l'image.

Comme de nombreuses méthodes de segmentation, l'ajustement des deux paramètres qui gouverne le fonctionnement de l'algorithme mérite une attention particulière. Toutefois, l'approche que nous proposons présente deux avantages déterminants. D'une part, ces deux seuils sont indépendants, ce qui permet de les régler séparément. D'autre part, ils ne sont pas directement liés à une distance colorimétrique qui reflèterait imparfaitement notre perception des écarts entre deux couleurs.

Il est à noter que notre méthode nécessite beaucoup de calculs qui restent néanmoins très simples et parallélisables. En effet, toute la phase de construction des PDCC et d'extraction des cellules de maximum local pourrait être implantée sur une architecture parallèle. Dans le cadre d'applications, nous avons toutefois implanté plusieurs versions simplifiées de cette méthode qui analysent soit indépendamment les images des composantes R , G et B d'une image couleur, soit uniquement la composante de luminance.

Ainsi, afin de détecter des lésions rétinienne dans des images luminance de fond d'oeil, tout en respectant des contraintes de temps de calcul, nous avons développé la construction de noyaux de classes à partir de l'analyse d'une pyramide des degrés de connexité en luminance [FMP99a], [FMP99b]. Les classes construites sont appelées classes 1D car les niveaux de leurs pixels appartiennent à des intervalles monodimensionnels [FMP00d] [FMP00b].

D'autre part, afin de fournir une segmentation pertinente d'images couleur de mosaïques marocaines appelées "zelliges" [ZFB⁺01], nous avons reconstruit des noyaux de classes 1D sur chacune

des images des composantes R , G et B d'une image couleur. Les intersections de ces noyaux de classes 1D forment alors des noyaux de classe 3D qui sont conservés si leurs degrés de connexité sont supérieurs à un seuil fixé par l'utilisateur. Les pixels n'appartenant à aucun noyau de classe 3D sont alors affectés à leurs classes respectives grâce à une mesure reposant sur les cooccurrences couleur.

Nous ne l'avons pas montré dans ce manuscrit, mais il apparaît que les versions simplifiées de nos algorithmes appliqués à des images de luminance ou de composantes ne permettent pas d'obtenir des résultats aussi satisfaisants que l'approche vectorielle que nous avons présentée.

En ce qui concerne la méthode de segmentation présentée dans ce mémoire, différentes perspectives peuvent être envisagées et certains points mériteraient d'être approfondis.

Dans le chapitre 2, nous avons défini la probabilité de cooccurrence dans un voisinage 3×3 dans l'image. Nous pensons qu'il s'agit là d'une mesure spatio-colorimétrique qui considère un voisinage de pixels très local. En effet, il serait peut-être intéressant de la définir avec un voisinage plus grand $k \times k$, $k > 3$, afin d'étudier l'influence de la taille de ce voisinage sur les résultats de la segmentation.

La construction des classes par analyse de la PDCC suppose que leurs noyaux appartiennent à des intervalles de couleurs de forme carrée dans le plan chromatique. Ceci est très pénalisant lorsque les nuages de points couleurs associés aux classes sont de forme quelconque éloignée de ce carré idéal. Il serait certainement opportun de diviser le plan chromatique non plus en carrés, mais en rectangles, ou mieux encore, en utilisant un diagramme de Voronoï. Cela supposerait alors de nouveaux critères sur les classes de pixels à retrouver.

Le vecteur des degrés d'appartenance d'une région est défini comme la moyenne des vecteurs des degrés d'appartenance de ses pixels aux différentes classes. Dans cette définition, nous constatons que l'importance accordée à l'information apportée par les pixels situés au coeur de la région est la même que celle apportée par les pixels situés à sa frontière. Ces derniers ont pu être classés avec des degrés d'appartenance aux classes sensiblement différents des pixels centraux ou peut être même classés différemment par les processus de classification. Une pondération judicieuse permettrait de renforcer l'information apportée par les pixels situés au coeur des régions tout en affaiblissant celle apportée par les pixels situés à proximité de leurs frontières. Cependant, l'utilisation d'une telle pondération s'accompagnerait irrémédiablement d'une augmentation de la complexité calculatoire.

Dans un cadre plus général de fusion des résultats de différents processus de classification, nous avons vu que les mesures de ressemblance et de dissemblance floues $r(R_k, R_l)$ et $d(R_k, R_l)$ sont définies par les sommes des mesures marginales de ressemblance et dissemblance floues $r^j(R_k, R_l)$ et $d^j(R_k, R_l)$, $j = 1, 2, 3$. Ainsi, nous considérons que les trois sources d'information que constituent les résultats des trois classifications sont indépendantes.

Ceci n'est pas vrai puisque les images bichromatiques ont toujours une composante couleur commune. D'autre part, nous supposons qu'elles apportent des informations dont la fiabilité est la même pour chaque processus de classification. Il est tout à fait envisageable de pondérer les mesures marginales de ressemblance et dissemblance $r^j(R_k, R_l)$ et $d^j(R_k, R_l)$ en fonction des sources, à savoir les images bichromatiques I^j , afin de prendre en compte leurs fiabilités respectives.

Enfin, nous avons appliqué notre méthode uniquement à des images dans lesquelles la couleur est

représentée dans l'espace (R, G, B) . Cet espace n'est sans doute pas le mieux adapté à nos critères qui supposent notamment que les nuages de points couleur associés aux classes sont de forme globulaire. En effet, les composantes couleur de cet espace sont très corrélées et les nuages de points associés aux classes présentes dans l'image sont rarement de forme globulaire. Un espace de représentation de type perceptuellement uniforme comme $CIE(L^*, a^*, b^*)$ ou $CIE(L^*, u^*, v^*)$ ou un espace de couleurs hybride développé par N. Vandenbroucke [Van00] serait peut-être mieux adapté et pourrait fournir de meilleurs résultats.

Bibliographie

- [BCS98] M. Borsotti, P. Campadelli, et R. Schettini. Quantitative evaluation of color image segmentation results. *Pattern Recognition Letters*, 19 :741–747, February 1998.
- [Bez81] J. C. Bezdek. *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. Plenum Press Ed., New York, 1981.
- [Bon96] A. Bonhomme. *Visualisation de la matrice de cooccurrences pour l'analyse de textures*. Rapport de magistère d'informatique, Ecole Normale Supérieure de Lyon, 1996.
- [Car95] T. Carron. *Segmentation d'images couleur dans la base Teinte-Luminance-Saturation : approche numérique et symbolique*. Thèse de doctorat, Université de Savoie, Décembre 1995.
- [Che00] H. Cheng. A hierarchical approach to color image segmentation using homogeneity. *IEEE Trans. on Image Processing*, 9(12) :2071–2082, December 2000.
- [CJSW01] H. D. Cheng, X. H. Jiang, Y. Sun, et J. Wang. Color image segmentation : advances and projects. *Pattern Recognition*, 34 :2259–2281, 2001.
- [CM91] J.M. Chassery et M. Melkemi. Diagramme de Voronoï appliqué à la segmentation d'images et à la détection d'événements en imagerie multi-sources. *Traitement du signal*, 8(3) :155–164, 1991.
- [Col98] P. Colantoni. *Contribution des structures de données à la segmentation d'images couleur - Élaboration d'un outil d'infographie textile*. Thèse de doctorat, Université Jean Monnet de Saint-Etienne, Novembre 1998.
- [Col00] O. Colot. *Systèmes de perception d'informations incertaines*. Habilitation à Diriger des Recherches, Université de Rouen, Décembre 2000.
- [Cou91] V. Coutance. *La couleur en vision par ordinateur. Application à la robotique*. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier de Toulouse, Janvier 1991.
- [CP90] J. P. Cocquerez et S. Phillip. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. Masson, 1990.
- [CTL97] P. Colantoni, A. Trémeau, et B. Laget. Critères d'étude liés à l'utilisation des graphes d'adjacence pour la segmentation d'images couleur. In *Colloque AGI'97*, pages 273–273, Angers, 1997.
- [Did71] E. Diday. Une nouvelle méthode en classification automatique et reconnaissance des formes : la méthode des nuées dynamiques. *Revue de Statistique Appliquée*, 18(2) :20–33, 1971.
- [Dor90] Y. Dordet. *La colorimétrie : principes et applications*. Eyrolles, 1990.
- [FMP99a] M. Fontaine, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Fundus images segmentation by unsupervised classification. In *VI'99 : 12th Conf. on Vision Interface*, pages 296–302, Trois-Rivières, Canada, May 1999.

- [FMP99b] M. Fontaine, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Segmentation non supervisée d'images par analyse de la connexité, Application à la détection de lésions virales sur des images de fond d'œil. In *GRETSI'99 : 17ème colloque sur le Traitement du Signal et des Images*, pages 35–38, Vannes, France, Septembre 1999.
- [FMP00a] M. Fontaine, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Color image segmentation based on a multiscale analysis of pixel connectivity properties. In *CGIP'2000 : 1st Int. Conf. on Color in Graphics and Image Processing*, pages 78–83, Saint-Etienne, France, October 2000.
- [FMP00b] M. Fontaine, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Image segmentation based on an original multiscale analysis of the pixel connectivity properties. In *ICIP'2000 : Int. Conf. on Image Processing*, volume 1, pages 804–807, Vancouver, Canada, September 2000.
- [FMP00c] M. Fontaine, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Pixel classification scheme for color image segmentation. In *ISIVC'2000 : Int. Symp. on Image/Video Communications over Fixed and Mobile Networks*, pages 1–8, Rabat, Morocco, April 2000.
- [FMP00d] M. Fontaine, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Unsupervised segmentation based on connectivity analysis. In *ICPR'2000 : 15th Int. Conf. on Pattern Recognition*, volume 1, pages 600–603, Barcelona, Spain, September 2000.
- [For65] E.M. Forgey. Cluster analysis of multivariate data : efficiency versus interpretability of classification. *Biometrics*, 21, 1965.
- [GMP00] A. Gillet, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Fuzzy unsupervised color image segmentation. In *CGIP'2000 : 1st Int. Conf. on Color in Graphics and Image Processing*, pages 141–146, Saint-Etienne, France, October 2000.
- [HKM⁺97] J. Huang, S.R. Kumar, M. Mitra, W.-J. Zhu, et R. Zabih. Image indexing using color correlograms. In *IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 762–768, 1997.
- [HP74] S. L. Horowitz et S. Pavlidis. Picture segmentation by a directed split and merge procedure. In *2nd Int. Joint Conf. on Pattern Recognition*, pages 424–433, 1974.
- [HSD73] R. M. Haralick, K. Shanmugam, et I. Dinstein. Textural features for image classification. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, 3(6) :610–621, 1973.
- [KF95] R. Kara-Falah. *Segmentation d'images : Coopération, fusion, évaluation*. Thèse de doctorat, Université de Savoie, Juin 1995.
- [Kow90] P. Kowaliski. *Vision et mesure de la couleur*. Masson, seconde édition, 1990.
- [LL90] Y. W. Lim et S. U. Lee. On the color image segmentation algorithm based on the thresholding and the fuzzy c-means techniques. *Pattern Recognition*, 23(9) :935–952, 1990.
- [LLL00] A.W.C. Liew, S.H. Leung, et W.H. Lau. Fuzzy image clustering incorporating spatial continuity. *IEE Proceedings on Vision Image Signal Processing*, 147(2) :185–192, April 2000.
- [LM00] P. Lambert et L. Macaire. Filtering and segmentation : the specificity of colour images. In *CGIP'2000 : 1st Int. Conf. on Color in Graphics and Image Processing*, pages 57–71, Saint-Etienne, France, October 2000.
- [LRFG00] M.-C. Larabi, N. Richard, C. Fernandez, et N. Guilhot. Utilisation de la quantification et des attributs statistiques pour l'indexation de bases d'images de mélanomes. In *CORE-SA'2000 : Journée d'étude et d'échanges "COmpression et REprésentation des Signaux Audiovisuels"*, Poitiers, France, October 2000.
- [LVC00] E. Lefevre, P. Vannoorenberghe, et O. Colot. About the use of Dempster-Shafer theory for color image segmentation. In *CGIP'2000 : 1st Int. Conf. on Color in Graphics and Image Processing*, pages 164–169, Saint-Etienne, France, October 2000.

- [Mac67] L. MacQueen. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceeding 5th Berkeley Symp.*, pages 281–297, 1967.
- [MB97] A. Moghaddamzadeh et N. Bourbakis. A fuzzy region growing approach for segmentation of color images. *Pattern Recognition*, 30(6) :867–881, 1997.
- [OKS80] Y. I. Ohta, T. Kanade, et T. Sakai. Color information for region segmentation. *Computer Graphics and Image Processing*, 13 :222–241, 1980.
- [PF01] S. Philipp-Foliguet. Evaluation de la segmentation. In *Ecole de printemps - Images couleur*, Mars 2001.
- [PH95] D. K. Panjwani et G. Healey. Markov random field models for unsupervised segmentation of textured color images. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(10) :939–954, 1995.
- [PYL98] S. H. Park, I. D. Yun, et S. U. Lee. Color image segmentation based on 3D clustering : morphological approach. *Pattern Recognition*, 31(8) :1061–1076, 1998.
- [Raf99] G. Raffy. *Vision numérique couleur appliquée à l'évaluation de la qualité de carcasses de dindes*. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal de Clermont-Ferrand, Mars 1999.
- [Rob91] C. Robe. *Segmentation d'images par analyse de connexité - Application au contrôle qualité en production horticole*. PhD thesis, Université des Sciences et Technologies de Lille, Octobre 1991.
- [Saa94] K. Saarinen. Color image segmentation by a watershed algorithm and region adjacency graph processing. In *ICIP'94 : Int. Conf. on Image Processing*, pages 1021–1024, 1994.
- [Sch93] R. Schettini. A segmentation algorithm for color images. *Pattern Recognition Letters*, 14 :499–506, 1993.
- [SP97] L. Shaffarenko et M. Petrou. Automatic watershed segmentation of randomly textured color images. *IEEE Trans. on Image Processing*, 6(11) :1530–1543, November 1997.
- [SPK98] L. Shaffarenko, M. Petrou, et J. Kittler. Histogram-based segmentation in a perceptually uniform color space. *IEEE Trans. on Image Processing*, 7(9) :1354–1358, September 1998.
- [Sèv96] R. Sève. *Physique de la couleur. De l'apparence colorée à la technique colorimétrique*. Masson, 1996.
- [TB97] A. Trémeau et N. Borel. A region growing and merging algorithm to color segmentation. *Pattern Recognition*, 30 :1191–1203, 1997.
- [TC00] A. Trémeau et P. Colantoni. Region adjacency graph applied to color image segmentation. *IEEE Trans. on Image Processing*, 9(4) :735–744, April 2000.
- [TCL96] A. Trémeau, P. Colantoni, et B. Laget. On color segmentation guided by the cooccurrence matrix. In *OSA Annual Conf. on Optics & Imaging in the Information Age*, pages 30–38, Rochester, October 1996.
- [TNA95] K. Takahashi, H. Nakatani, et K. Abe. Color image segmentation using ISODATA clustering method. In *2nd Asian Conf. on Computer Vision*, volume 1, pages 523–527, Singapore, 1995.
- [Tom92] S. Tominaga. Color classification of natural color images. *Color Research and Application*, 17(4) :230–239, 1992.
- [Tré98] A. Trémeau. *Analyse d'images couleur : du pixel à la scène*. Habilitation à Diriger des Recherches, Université Jean Monnet de Saint Etienne, Mai 1998.

- [Tro91] A. Trouvé. *La mesure de la couleur : principes, technique et produits du marché*. Afnor-Cetim, 1991.
- [UA94] T. Uchiyama et M. A. Arbib. Color image segmentation using competitive learning. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 16(12) :1197–1206, 1994.
- [Van00] N. Vandenbroucke. *Segmentation d'images couleur par classification de pixels dans des espaces d'attributs colorimétriques adaptés - Application à l'analyse d'images de football*. Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, Décembre 2000.
- [Wit84] A. P. Witkin. Scale space filtering : A new approach to multiscale description. In S. Ullman et W. Richards, editors, *Image Understanding 1984*, pages 79–95, Ablex, New Jersey, 1984.
- [WS82] G. Wyszecki et W. S. Stiles. *Color science : Concept and methods, quantitative data and formulaes*. John Wiley and Sons, New York, 1982.
- [ZFB⁺01] A. Zarghili, M. Fontaine, R. Benslimane, L. Macaire, et J.-G. Postaire. Indexation et recherche d'images par similarité de formes - Application à la recherche documentaire pour les arts décoratifs arabo-andalous. In *Archéologie Islamique*, 2001.
- [Zuc76] S. Zucker. Region growing : childhood and adolescence. *Computer Graphics and Image Processing*, 5 :382–399, 1976.

RÉSUMÉ en français

Dans le cadre de la segmentation d'images couleur en régions, nous proposons une méthode originale qui considère que les régions sont définies comme des ensembles de pixels connexes appartenant à une même classe de pixels. Notre approche considère au même titre les propriétés de connexité et les propriétés colorimétriques des pixels afin de construire des classes qui peuvent être non équiprobables.

Nous définissons le degré de connexité couleur d'un ensemble de pixels qui est une mesure de la connexité d'un ensemble de pixels dont les couleurs appartiennent à un intervalle de couleurs. Nous supposons que les pixels de chaque région de l'image peuvent être regroupés en une classe de pixels et qu'une classe est un ensemble de pixels dont le degré de connexité couleur présente une valeur remarquablement élevée. Toute la difficulté consiste à identifier ces ensembles. Pour cela, nous définissons une structure de donnée originale, la pyramide des degrés de connexité couleur PDCC, qui recense de manière organisée et hiérarchique les degrés de connexité couleur de tous les ensembles de pixels possibles que peut contenir une image et dont les couleurs appartiennent à des intervalles de couleurs parfaitement définis. Pour des raisons d'implantation, nous ne pouvons construire cette pyramide qu'en tenant compte de deux composantes trichromatiques parmi les trois disponibles. Nous décomposons alors l'image originale en trois images bichromatiques associées respectivement aux couples de composantes (R, G) , (G, B) et (B, R) et nous construisons la PDCC pour chacune de ces images. Une méthode d'analyse de chaque PDCC est proposée afin de construire les noyaux des classes présentes dans chaque image bichromatique. Afin de regrouper ensemble les pixels qui appartiennent à une même région dans l'image à partir des résultats issus des trois processus marginaux de classification, nous modélisons l'image par un graphe d'adjacence de régions et nous en proposons une analyse floue.

TITRE en anglais

Unsupervised segmentation of color images by pixel connectivity analysis

RÉSUMÉ en anglais

In the framework of color images segmentation in regions, we propose an original method which considers that the regions are defined as connected sets of pixels belonging to a same class of pixels. Our approach considers simultaneously the connectivity and colorimetric properties of the pixels in order to build classes which can be nonequiprobable.

We define the color connectivity degree of a set of pixels which is a connectivity measurement of a set of pixels whose colors belong to a color interval. We suppose that pixels of each region in the image can be associated to a class of pixels and that a class is a set of pixels whose color connectivity degree presents a high value. All the difficulty consists in identifying these sets. For that, we define an original data structure, the color connectivity degrees pyramid CCDP, which counts in an organized and hierarchical way the color connectivity degrees of all possible sets of pixels that an image can contain. For reasons of implementation, we can build this pyramid only by taking into account two trichromatic components among the three available ones. We then dissociate the original image into three bichromatic images respectively associated to the couples (R, G) , (G, B) and (B, R) , and we build the CCDP for each one of these images. An analysis method of a CCDP is proposed for each CCDP in order to build the class core being in each bichromatic image. In order to gather pixels belonging to the same region from the results obtained by the tree marginal classification processes, we model the image by a region adjacency graph and we propose a fuzzy analysis of it.

DISCIPLINE

Automatique et Informatique Industrielle.

MOTS-CLÉS

Image couleur, segmentation, classification non supervisée, connexité, pyramide des degrés de connexité couleur, graphe d'adjacence de régions

Laboratoire d'Automatique I 3D

Bâtiment P2 – Université des Sciences et Technologies de Lille – 59655 Villeneuve d'Ascq