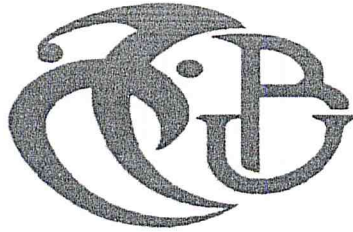


114.024-346.1

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Saad Dahlab Blida



Faculté des sciences

Département d'informatique

Mémoire Présenté par :
BENACHOUR Amir / CHAOUCHE Rachid

En vue d'obtenir le diplôme de master

Domaine : Mathématique et informatique

Filière : Informatique.
Spécialité : Informatique.
Option : Ingénierie de logiciel.

Sujet :

Indexation sémantique :

étude comparative des techniques de segmentation.

Soutenu le :

	Président
	Examineur
	Examineur
Mme. BENBLIDIA Nadja	Promotrice
Mme. BAKALEM Mahdia	Encadrante

Promotion
2015 / 2016

MA-004-316-1

RESUMÉ

L'annotation automatique d'image est une technique importante pour améliorer la recherche d'images sur le web , elle consiste a associer un texte à une image, elle est aussi une solution pour réduire la gap sémantique entre le contenu bas niveau et le concept sémantique de haut niveau qui a été un domaine de recherche actif dans le secteur de la recherche d'image , la reconnaissance des formes , et l'apprentissage automatique , la qualité de l'annotation dépend de plusieurs facteurs comme: la classification , la segmentation , le choix des caractéristiques visuelles etc.

Afin d'augmenter la performance de l'annotation automatique d'image , beaucoup de travaux ont été proposés en utilisant des méthodes de segmentation différentes , l'objectif principal pour ce travail est de faire une étude comparative sur l'annotation automatique d'images basé sur différentes techniques de segmentation , nous proposons un système d'annotation automatique d'image qui utilise cinq différentes méthodes de segmentation , les résultats montrent que ces méthodes de segmentation sont performante

Mots clés : annotation automatique d'images , segmentation d'images , comparative .

ABSTRACT

the automatic image annotation is a significant method for improving the image retrieval on the web , it consists of associating text to an image . It's also a promising solution to narrow the semantic gap between low-level content and high-level semantic concept, which has been an active research area in the fields of image retrieval, pattern recognition, and machine learning . The annotation quality is depending on many factors like : classification, segmentation, choice of visual features...etc.

In order to raise the image auto annotation performance , many works have been proposed using different segmentation methods . The main focus of this work is to make a comparative study on automatic image annotations based on segmentation methods , we propose an automatic image annotation system that uses five different segmentation methods , and the results show that these segmentation methods are performing.

Keywords : image auto annotation , image segmentation, comparative .

المخلص

الفهرسة النصية الدلالية (او الحاشية الذاتية) للصور هي تقنية مهمة لتحسين البحث عن الصور في الويب, و تقوم على ربط صور مع كلمات دلالية , وهي حل للحد من الفجوة الدلالية بين المحتوى المنخفض المستوى و المفهوم الدلالي المرتفع المستوى التي هي محل بحث نشط في قطاع بحث الصور , التعرف على الأنماط , التعلم التلقائي , جودة الفهرسة النصية تعتمد على عوامل كثيرة : التصنيف , التقسيم , اختيار المميزات البصرية الخ

من اجل زيادة أداء الفهرسة النصية الدلالية , أعمال كثيرة قد عرضت مع استعمال تقنيات مختلفة لتقسيم الصور , الهدف الرئيسي لهذا العمل هو إجراء دراسة مقارنة في الفهرسة الدلالية للصور استنادا ل تقنيات التقسيم المختلفة , اقترحنا نظام الفهرسة الدلالية للصور الذي يستعمل خمسة تقنيات للتقسيم , النتائج أظهرت أن هذه التقنيات المستعملة فعالة

كلمات المفتاح : الفهرسة الدلالية للصور , تقسيم الصور , مقارنة .

Remerciements

C'est avec grand plaisir que nous réservons cette page, en signe de gratitude et de reconnaissance à tous ceux qui nous ont aidés à la réalisation de notre projet.

Nous remercions Dieu, le tout puissant de nous avoir gardé en bonne santé, de nous avoir donné le courage et la patience pour l'accomplissement de ce projet.

Nous tenons à remercier profondément notre promotrice Mme N.Benblidia et notre co-promotrice Mme M.Bakalem, pour leurs patience, leurs conseils et leurs encouragements.

Nous exprimons notre profonde gratitude à nos enseignants, l'administration et le personnel du département d'informatique de l'U S D B

Que le membre du jury trouve ici le témoignage de notre reconnaissance pour avoir bien voulu juger notre projet.

Enfin nos derniers remerciements, vont à nos parents, à nos sœurs, à nos frères, à nos nièces, à nos neveux pour leur soutien indéfectible.

Dédicace

Dieu le tout puissant, qui m'avez la force de continuer sur ce chemin difficile et le courage de poursuivre mes études.

Je dédie ce travail à mes chers parents qui m'ont toujours soutenu et encouragé dans mes choix, je ne le dis pas peut être pas suffisamment mais merci pour tous ce que vous avez fait pour moi depuis ma naissance je vous en serai éternellement redevable.

A Mes cher amis et ma famille qui ont su me supporter durant toutes ces années, vous êtes mes exemples.

AMIR

Dédicace

A l'esprit de ma mère Allah yerhemha.

A mon père

A mes frères et sœurs

A toute ma Famille

A tous mes Amis

Rachid

Sommaire

Introduction générale	1
Chapitre 1 : l'annotation d'images	
1. Introduction	3
2. Types d'annotation d'images.....	3
2.1 Annotation manuelle d'images	4
2.2 Annotation automatique d'images(AIA).....	4
2.3 Annotation semi-automatique d'images	4
3- Approches de l'Annotation automatique d'images	5
3.1 Annotation automatique d'image par le contenu visuel	5
3.1.1: Couleur.....	6
3.1.2:Texture.....	6
3.1.3. Forme.....	6
3.2 Annotation automatique d'image textuelle.....	7
3.2.1:Annotation automatique d'images à partir du texte associé à l'image	7
3.2.2 Annotation automatique d'image textuelle basé sur le contenu visuel	7
4 . Description du système d'auto annotation d'images	8
4.1 Apprentissage.....	8
4.1.1. Segmentation	8
4.1.2 Caractérisation.....	8
4.1.3 Classification :.....	8
4.1.4 Annotation automatique des blobs	8
4.2 Traitement d'une nouvelle image	8
5. Conclusion.....	10
Chapitre 2 : La segmentation dans l'annotation d'image	
1. Introduction :	11
2. Définition :	11
3. Approches de segmentation d'images :	12
3.1 Approche contours :Méthodes de Détection de Discontinuités :.....	13
3.1.1 Méthodes dérivatives:	13
3.1.2 Filtre de Canny :.....	14
3.1.3 Filtre de Deriche:.....	15
3.1.4 Ligne de partage des eaux (watershed):	15
3.1.5 Contours actifs (Snakes):.....	17

3.2 Approches Région :Méthodes basées sur les mesures de Similarités:.....	19
3.2.1 Segmentation par régions en utilisant un seuil :.....	19
3.2.2 Segmentation basé sur croissance de régions(Region growing) :.....	20
3.2.3 Segmentation basé sur la division-fusion de régions(Split and Merge):.....	22
3.2.4 segmentation basé sur les graphes (Normalised-Cuts).....	24
3.2.5 Segmentation basée sur la Classification.....	25
A. K-Means :	26
B. Mean-Shift	27
C. Fuzzy C-Means (FCM)	28
4. Avantage et Inconvénients :	30
5. Conclusion :.....	31
Chapitre 3 : Mise en œuvre des systèmes	
1. Introduction	33
2. Système d'auto-annotation d'images :.....	33
2.1. Phase 01 : Apprentissage	33
2.1.1 Construction des blobs.....	33
2.1.2 Auto annotation des blobs	36
2.2. Phase 02 : Traitement d'une nouvelle image.....	37
3. Environnement de travail	38
3.1 Matériel utilisé	38
3.2 Matlab.....	38
3.3 SQL Server	38
4 Expérimentation.....	39
4.1 Base des images utilisées : Corpus Benchmark.....	39
4.2. Interface Phase d'apprentissage:	39
4.3 Interface de la phase test :.....	42
Chapitre 4 : Tests, comparaison et validation des résultats	
5 Conclusion.....	46
1. Introduction :	48
2. Données utilisées :	48
3. Temps d'exécution :	48
4. Exemples des résultats d'AIA test :	49
5. Tests expérimentaux et discussion :.....	52

6. Conclusion :.....	66
Conclusion Générale	67
Bibliographie :.....	69

Liste des figures :

Figure 1 Présentation du système d'auto-annotation [8].....	9
Figure 2 : Illustration de la segmentation d'une image. (a) image de départ,.....	12
Figure 3 Approche région et approche contour [12].....	13
Figure 4 Contour et ses dérivées.....	14
Figure 5 Principe de la ligne de partage des eaux.....	16
Figure 6 Segmentation par LPE.....	17
Figure 7 LPE construite à partir des marqueurs.....	17
Figure 8 : principe de contour actif.....	18
Figure 9 Segmentation d'images par seuillage.....	20
Figure 10 Segmentation d'images par croissance de région [18].....	21
Figure 11 : Segmentation par Split and Merge , seuil: 75[18].....	23
Figure 12 exemple de résultats	24
Figure 13 déroulement de l'algorithme Mean Shift.....	28
Figure 14: Fenêtre de la phase apprentissage	40
Figure 15 : Affichage des résultats d'étape analyse d'image	41
Figure 16 : Affichage des résultats d'étape Classification	41
Figure 17 : Affichage des résultats d'étape d'annotations des blobs	42
Figure 18 : Fenêtre du phase test	43
Figure 19 : Affichage des trois panneaux.....	44
Figure 20 : Fenêtre d'affichage partiel des résultats obtenus et histogramme de comparaison	44
Figure 21 : Fenêtre d'affichage final des résultats obtenus et histogramme de comparaison	45
Figure 22: Histogramme de nombre de mots obtenus par chaque système.....	53
Figure 23 : Nombre de mots manuel et de mots corrects pour chacune des 100 images de test AIA_NCut.....	54
Figure 24 : Nombre de mots manuel et de mots corrects pour chacune des 100 images de test AIA_KM.....	54
Figure 25 : Nombre de mots manuel et de mots corrects pour chacune des 100 images de test AIA_FCM.....	55
Figure 26 : Nombre de mots manuel et de mots corrects pour chacune des 100 images de test AIA_Wat.....	55

Figure 27 : Nombre de mots manuel et de mots corrects pour chacune des 100 images de test AIA_RegGr.	56
Figure 28 : Nombre de mots manuel et de mots corrects pour 10 images.	57
Figure 29 : Nombre d'images appartiennent à un intervalle de taux pour chaque méthode.	58
Figure 30 : Rappels et précisions AIA_NCut.	60
Figure 31 : Rappels et précisions AIA_KM.	61
Figure 32 : Rappels et précisions AIA_FCM.	62
Figure 33 : Rappels et précisions AIA_Wat.	63
Figure 34 : Rappels et précisions AIA_RegGr.	64
Figure 35 : Comparaison Rappels et précisions des 5 systèmes.	65
Figure 36 : Comparaison F-mesure des 5 systèmes.	66

Liste des tableaux :

Tableau 1 Comparaison des 3 types d'annotation d'images.....	5
Tableau 2 résumé avantages et inconvénients des méthodes.	30
Tableau 3 Représentation des travaux d'annotation d'images automatiques.	31
Tableau 4 : Description des classes.....	Erreur ! Signet non défini.
Tableau 5 :Formules des paramètres utilisés	35
Tableau 6 : Régions des images pour chaque méthode.....	46
Tableau 7 : Données utilisées.	48
Tableau 8 : Temps d'exécution.	49
Tableau 9 : Exemple 01.	50
Tableau 10 : Exemple 02.	51
Tableau 11 : Exemple 03.	52
Tableau 12: Comparaison des résultats.	65

Introduction générale

Le domaine de l'image numérique est un domaine en pleine expansion. Depuis quelques années, avec l'explosion d'Internet et aussi le développement à grande échelle de la photographie numérique, il n'est pas rare d'avoir des bases d'images numériques contenant plusieurs milliers et même plusieurs dizaines de milliers d'images, que ce soit des bases ciblées pour un domaine d'activité professionnelle (journalisme, tourisme, éducation, musées, ...) ou tout simplement pour les particuliers qui accumulent d'immenses bases de photographies numériques (souvenirs, voyages, famille, événements, ...).

Pour gérer et utiliser efficacement ces bases d'images, un système d'annotation d'images est nécessaire. C'est pourquoi le sujet de la recherche d'images devient un sujet très actif dans la communauté internationale depuis plus d'une dizaine d'années. Cette technique consiste à assigner la sémantique à une image en associant des mots clés qui décrivent cette sémantique. l'annotation d'image peut se baser sur l'image entière, une partie de l'image (région) ou la fusion des deux, notre intérêt est localisé sur l'annotation d'images basé sur les régions.

Dans un système d'annotation d'images, la segmentation d'images est l'opération la plus importante car elle conditionne la qualité de l'annotation d'une image. Un bon résultat de segmentation ne permet pas forcément une bonne interprétation, mais nous ne pouvons pas obtenir une bonne interprétation à partir d'un mauvais résultat de segmentation.

La segmentation d'image consiste à séparer en régions homogènes les divers composants visibles dans une image. L'humain sait naturellement séparer des objets dans une image. Pour cela, il se base notamment sur des connaissances de haut niveau qui lui permettent de détecter ce qui l'intéresse dans l'image. En traitement du signal, une région est caractérisée comme étant un ensemble de points (pixels) ayant des propriétés communes d'intensité, de texture, de couleur..., qui la différencient des régions voisines. Donc, la segmentation d'une image ne fournit pas une correspondance exacte entre une région et un concept.

Problématique

Le problème qui se pose dans l'annotation d'images est la difficulté d'associer une sémantique à une image ainsi que la richesse des données visuelles et sémantiques dans les images crée le fossé sémantiques entre les caractéristiques visuelles de l'image et le concept de l'être humain qui persiste dans la recherche d'images dans le web . Il existe toujours plusieurs segmentations possibles et notre problème principal est de choisir une bonne méthode de segmentation en répondant à la question suivante : quelle est la bonne méthode de segmentation, qui donne une bonne interprétation d'image à travers ces annotations ?

Objectif

Nous envisageons de faire une étude comparative sur les annotations d'images basées sur différentes techniques de segmentation., pour cela il faut :

- Faire une synthèse sur les méthodes de segmentation utilisées dans le processus d'annotation d'images.
- Implémenter les différentes méthodes de segmentation d'image par Matlab
- Comparer les résultats obtenus.

Organisation du mémoire

- **Chapitre I :** ce chapitre présente les notions de base de l'annotation d'images ainsi que les différentes étapes du processus d'annotation automatique d'images.
- **Chapitre II:** ce chapitre décrit la segmentation et leurs différentes méthodes utilisées et l'état de l'art sur l'annotation automatique d'images basé sur la segmentation d'images
- **Chapitre III:** ce chapitre concerne la conception et la mise en œuvre de notre application en précisant les différentes phases de système et les outils utilisés dans le développement de ce dernier.
- **Chapitre IV:** ce dernier chapitre présente le test et la validation des annotations obtenus d'un échantillon d'image de test pour chaque méthode de segmentation. Ainsi que l'étude comparative entre les différents résultats obtenus afin de prédire l'influence des méthodes de segmentation dans le processus d'annotation automatique des images.

Chapitre 1

L'annotation d'images

1. Introduction

Avec le développement d'internet et l'évolution technologique nous participons à un accroissement phénoménal du nombre de données multimédias.

En effet une fois ces images stockées, le problème est de pouvoir les retrouver le plus simplement et le plus rapidement possible et d'en faciliter l'accès. Tout ça a donné naissance à un nouveau domaine qui est la recherche et l'annotation d'images. Ce domaine là a pour objectif le développement d'outils qui permettent de retrouver les images, en se basant sur leur contenu visuel (couleur, texture, etc.). La majorité des systèmes existants aujourd'hui utilisent les annotations qui accompagnent les images pour pouvoir indexer ces derniers.

L'annotation d'image est un processus qui permet d'attribuer à une image une liste de mots qui décrivent la sémantique de cette image. L'importance de ce processus est de permettre une meilleure organisation des données, de limiter la quantité de données examinées durant une recherche, d'y accéder rapidement et de confiner la recherche au maximum. Le processus d'annotation d'images peut être : Manuel, semi-automatique ou automatique.

Dans ce premier chapitre, nous commençons par la présentation des différents types d'annotation d'images, ensuite, nous nous intéresserons aux approches de l'annotation automatique d'image (*Automatic Image Annotation*)AIA et vers la fin nous décrivons le système d'auto-annotation d'image.

2. Types d'annotation d'images

L'état de l'art du domaine de l'annotation d'images présente trois types d'annotation : Manuelle, automatique et semi-automatique. L'intervention des individus dans les processus

d'annotation manuelle et semi-automatique présente deux limites relatives à la subjectivité des annotateurs et à la volumétrie que nous pouvons effectivement traiter manuellement.

2.1 Annotation manuelle d'images

Dans l'annotation manuelle, ce sont des opérateurs humains, généralement experts d'un ou plusieurs domaines, qui se chargent de caractériser, selon leurs propres connaissances, le contenu des images. Cette méthode est nécessaire dans le cas d'images provenant de collections de photographies personnelles, par exemple, car les images ne sont pas accompagnées de texte. La collection d'images est alors annotée manuellement, c'est-à-dire que chaque image est associée à un petit texte (commentaire), ou un ensemble de mots-clés. [1]

Cette méthode est efficace mais subjective, coûteuse en temps et en argent, et devient impossible vu que la taille des bases de données d'images actuelles ne cesse pas de croître.

2.2 Annotation automatique d'images(AIA)

C'est le système informatique qui réalise l'annotation de façon automatique, l'avantage de cette méthode c'est qu'elle augmente la productivité par contre la précision est actuellement moins fiable que celle de l'annotation manuelle. [2]

AIA est un domaine récent, dont les premiers travaux datent de 1999 et l'accroissement en nombre de publications date de 2002.

2.3 Annotation semi-automatique d'images

C'est la combinaison entre les deux types précédents nommée semi-automatique. Elle est comme l'annotation automatique mais elle nécessite l'intervention d'un utilisateur pour valider les décisions de système.

Globalement, l'annotation semi-automatique est plus performante que l'annotation manuelle en termes d'efficacité (rapidité) et meilleure que l'annotation automatique en termes de précision. Nous représentons dans ce tableau une comparaison entre les 3 types précédents :

	Annotation automatique	Annotation semi-automatique	Annotation manuelle
productivité	*****	***	*
cout	*	**	*****
précision	**	****	*****
Homogénéité	*****	***	*
Subjectivité	non	*	*****

(*)Peu ; (***) Moyen ;(*****) Trop .

Tableau 1 Comparaison des 3 types d'annotation d'images.

Nous pouvons conclure à partir de ce tableau que l'annotation manuelle est précise mais elle est subjective et couteuse , par contre l'annotation automatique est plus rapide et productive mais moins précise.

3- Approches de l'Annotation automatique d'images

Nous distinguons deux approches d'annotation automatique d'images: l'annotation automatique d'images par le contenu visuel et l'annotation automatique d'images textuelle , chacun de ces approches peut se baser sur l'image entière , une partie de l'image(région) ou bien la fusion des deux , notre projet se focalise autour les régions des images .

3.1 Annotation automatique d'image par le contenu visuel

L'annotation d'images par le contenu visuel permet d'annoter les images d'une base en fonction de leurs caractéristiques visuelles.

Afin d'exploiter les informations contenues dans une image, une extraction des descripteurs visuels (couleur, texture et forme) est nécessaire.[3]

3.1.1: Couleur

La couleur est une caractéristique riche d'information et très utilisée pour la représentation des images. Elle est le premier descripteur qui est utilisé pour la recherche d'images [4].

Une couleur est généralement représentée par trois composantes. Ces composantes définissent un espace de couleurs. Il existe plusieurs espaces colorimétriques qui ont chacun certaines caractéristiques intéressantes. Tel que l'espace RGB, HSV.....etc.

Le descripteur de couleurs le plus courant et le plus rencontré dans la littérature est l'histogramme de couleurs.

3.1.2:Texture

Une texture se caractérise par la répétition d'un motif ou de quelques éléments. Plus précisément, la texture peut être vue comme un ensemble de pixels (niveaux de gris) spatialement agencés selon un certain nombre de relations spatiales, ainsi créant une région homogène .

De nombreuses approches et modèles [4] ont été proposées pour la caractérisation de la texture. Parmi les plus connues, nous citons : les matrices de cooccurrence.

3.1.3. Forme

La forme est généralement une description très riche d'un objet. De nombreuses solutions ont été proposées pour représenter une forme, nous distinguons deux catégories de descripteurs de formes : les descripteurs basés sur les régions et les descripteurs fondés sur les frontières.[5]

Ces descripteurs visuels , peuvent être :

- **Globale** : Les caractéristiques des images sont calculées sur la globalité de l'image (c.-à-d. l'image tout entière).
- **Locale** : Les images sont divisées en blocs de taille fixe ou en régions, appelés aussi sous-unités d'images. Les caractéristiques visuelles sont ainsi calculées pour chaque sous-unité séparément.

- **Hybride** : Plus récemment, des chercheurs ont montré que la combinaison des méthodes globales et locales peut améliorer l'annotation automatique d'images pour certaines tâches, telles que la reconnaissance des visages et la détection d'objets dans les images. Ces méthodes figurent dans la littérature sous le nom de « méthodes hybrides ». [6]

3.2 Annotation automatique d'image textuelle

Dans cette approche, il existe deux catégories : l'annotation automatique à partir du texte associé à l'image, et l'annotation automatique d'images textuelle basée sur le contenu visuel de l'image.

3.2.1: Annotation automatique d'images à partir du texte associé à l'image

Nous ne pouvons utiliser cette approche que lorsque les images sont associées à du texte comme les images des encyclopédies, les catalogues de vente, les manuels techniques... et aussi du web. L'annotation automatique des images sur le web peut s'effectuer à partir des mots présents dans le titre de la page ou des mots les plus fréquents ou pertinents de cette page.

Cependant, toutes les images présentées sur la même page web ne devraient pas être annotées avec les mêmes mots. Beaucoup de moteurs de recherche utilisent aussi l'URL et le nom de l'image, mais la plupart des images ne sont pas nommées de façon pertinente, mais bien souvent par des noms génériques comme img001.jpg qui ne portent pas de sens.[7]

3.2.2 Annotation automatique d'image textuelle basé sur le contenu visuel

Annoter une image avec des mots seulement à partir du contenu visuel est impossible. C'est pourquoi que cette catégorie utilise un ensemble d'apprentissage où les images sont associées aux classes de mots pour apprendre à prédire des mots sur de nouvelles images.

En général cette approche est une corrélation entre le contenu visuel et textuel, qui est notre centre d'intérêt dans ce projet.

4 . Description du système d'auto annotation d'images

Dans notre projet , nous allons utiliser un système d'auto annotation d'images proposé par [8], son processus est composé en deux parties : la partie apprentissage et la partie traitement d'une nouvelle image.

4.1 Apprentissage

Dans cette partie le système fait un prétraitement sur un ensemble d'images généralistes situés dans un corpus , au début il segmente les images en régions ainsi extraire leurs caractéristiques visuelles , puis les classifie en blobs où chaque blob contient les régions les plus similaires puis annote les blobs par les mots clés d'images correspondants .

4.1.1. Segmentation

C'est la première et la plus importante étape dans l'annotation automatique d'image parce que la qualité d'annotation dépend fortement de la qualité de la segmentation où le système décompose chaque image en segments différents avec une méthode spécifique.

4.1.2 Caractérisation

Dans cette étape , le système extrait les caractéristiques visuelles de chacune des régions qui constituent l'image afin de les classifier dans des blobs .

4.1.3 Classification :

Une fois l'ensemble de caractéristiques est calculé, le système classifie les régions les plus similaires des images segmentées dans des blobs selon leurs caractéristiques visuelles .

4.1.4 Annotation automatique des blobs

Cette étape de l'apprentissage permet de corrélérer le contenu visuel avec le contenu sémantique des régions des images en annotant les blobs regroupant les régions visuellement similaires, par les mots clés d'images du corpus correspondants. Cela permettra d'annoter les nouvelles images.

4.2 Traitement d'une nouvelle image

Une fois la phase d'apprentissage effectuée, le système dispose d'une base de blobs annotées. Le système est alors prêt à annoter une nouvelle image.

Dans cette partie le système fait le traitement sur une nouvelle image introduite, il segmente l'image en régions ainsi extraire ses caractéristiques visuelles puis il affecte les régions aux blobs déjà construits et il finit par annoter l'image par les mots clés des blobs auxquels les régions de cette image appartiennent, la figure 1 présente les deux parties du système d'annotation automatique d'images.

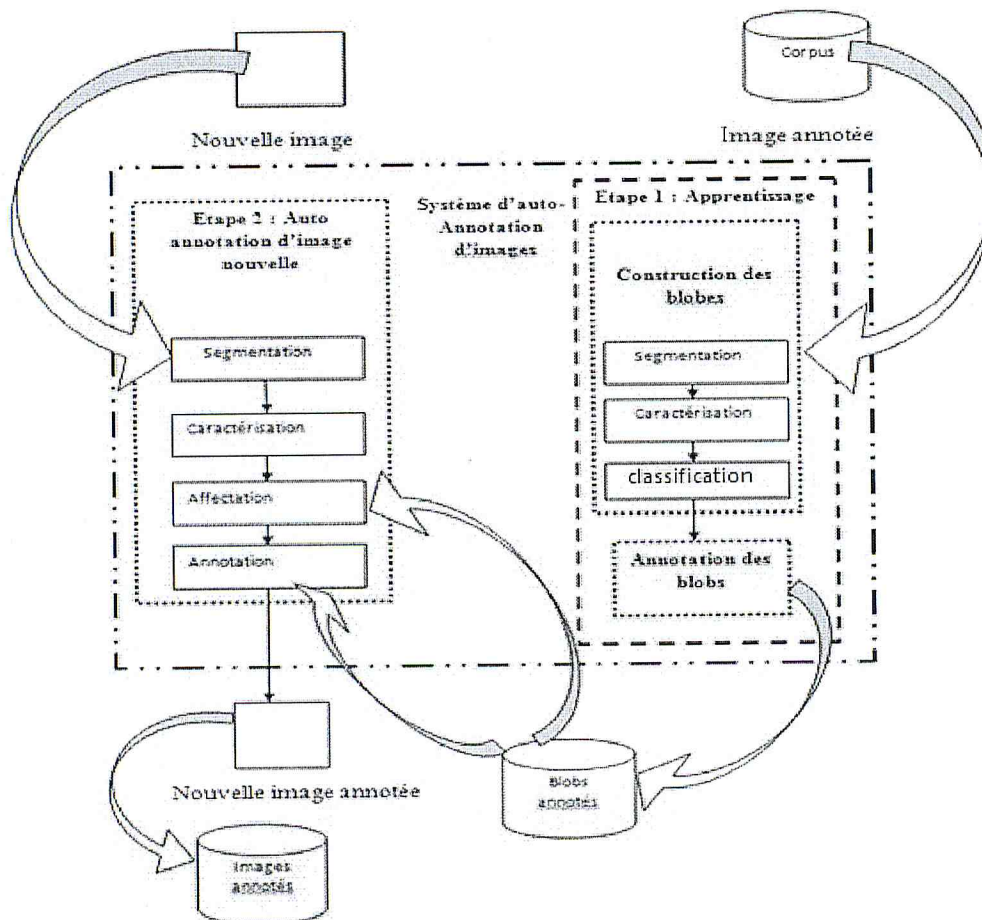


Figure 1 Présentation du système d'auto-annotation [8].

5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons défini l'annotation d'image et ses différents types, dans la suite , nous avons présenté les approches de l'annotation automatique d'images , vers la fin nous avons décrit le processus du système d'annotation automatique d'images.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons les techniques de segmentation dans l'annotation automatique d'images et les différents travaux qui utilisent ces techniques

Chapitre 2

La segmentation dans l'annotation d'image.

1. Introduction :

Dans l'annotation automatique d'images basée sur les régions, la segmentation d'image est une opération importante car elle conditionne la qualité de l'annotation d'une image. Un bon résultat de segmentation ne permet pas forcément une bonne annotation, mais nous ne pouvons pas obtenir une bonne annotation à partir d'un mauvais résultat de segmentation.

Dans ce chapitre nous définissons la segmentation d'image, puis nous présentons ses différentes approches avec quelques méthodes, dans la suite, nous exposons quelques travaux d'annotation automatique d'images basée sur la segmentation des images.

2. Définition :

La segmentation est un traitement bas-niveau qui consiste à créer une partition de l'image I en sous-ensembles R_i appelés régions telles que:

$$I = \bigcup_{i=1}^n R_i \text{ et } R_i \cap R_j = \emptyset \quad \text{pour } i \neq j$$

Une région est un ensemble connexe de pixels ayant des caractéristiques communes (intensité, texture,...) qui les différencient des pixels des régions voisines. Dans le cas des images couleur ces caractéristiques sont déterminées à partir des composantes colorimétriques des pixels. Les connaissances utilisées sont les plus souvent du domaine de l'image numérique et du traitement du signal, donc sémantiquement assez pauvres [9]

A chacune de ces régions, doit correspondre un objet dans l'image car, dans ce procédé d'analyse d'images, l'objectif ultime est d'être en mesure de décomposer une image en un

groupe d'objets distincts la composant. En général, ces objets ont des propriétés qui leur sont propres par rapport à l'image elle-même. [10].

3. Approches de segmentation d'images :

Les approches de segmentation diffèrent selon le type d'application et selon l'information recherchée dans l'image. Les zones extraites peuvent être des points et leur voisinage, des lignes ou des régions.

La segmentation fait référence aux notions de différence et de similarités perçues par le système visuel humain. Ces notions ont donné naissance à deux approches principales : l'approche frontière et l'approche région. Dans la première, nous cherchons à déterminer les frontières des régions de l'image, alors que dans la seconde, nous cherchons directement les régions présentes dans l'image.

Ces deux approches ne donnent pas forcément la même partition de l'image et les résultats dépendent très largement de la méthode utilisée.[11] La figure 2 présente un exemple de la segmentation d'une image.

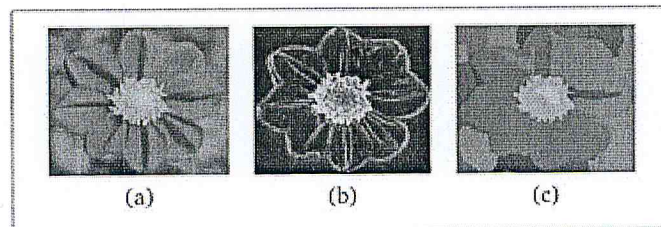


Figure 2 : Illustration de la segmentation d'une image. (a) image de départ, (b) détection des contours ; (c) segmentation en régions [11]

Ces deux approches sont duales du fait que chaque région possède un contour et qu'un contour délimite forcément une région. La figure 3 présente ces approches .

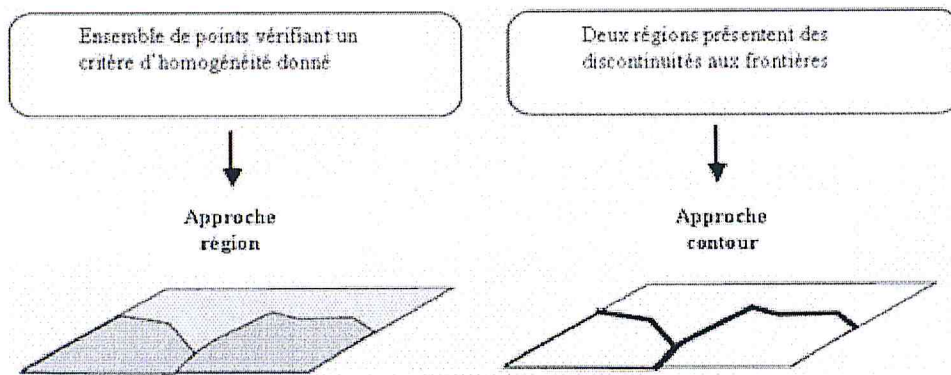


Figure 3 Approche région et approche contour [12]

3.1 Approche contours : Méthodes de Détection de Discontinuités :

L'approche contours se caractérise par le fait qu'elle ne prend en compte que des informations sur le contour des objets. Un contour peut approximativement être défini comme une frontière entre deux régions ou l'intensité des pixels change brusquement.

Ce sont parmi les plus classiques en segmentation d'images. L'approche contours se base sur les discontinuités des images pour déterminer les contours des régions. Toutes ces approches sont bien adaptées aux images qui présentent des régions uniformes au sens des niveaux de gris et offrent une bonne localisation spatiale. Mais, elles restent très sensibles aux bruits et aux contours mal définis. Parmi les méthodes basées sur les contours nous citons : les méthodes dérivatives, le filtre de canny, le filtre de deriche, la ligne de partage des eaux, les contours actifs.

3.1.1 Méthodes dérivatives:

Les méthodes dérivatives [13] sont utilisées pour détecter des transitions d'intensité par différenciation numérique (Première et deuxième dérivée). Ce sont des méthodes locales qui balayent l'image avec un masque définissant la zone d'intérêt.

A chaque position, un opérateur est appliqué afin de détecter les transitions significatives au niveau de l'attribut de discontinuité choisi.

Le résultat est une image binaire constituée de points de contours et de points non-contours La figure 4 donne une description du contours et ses dérivées.

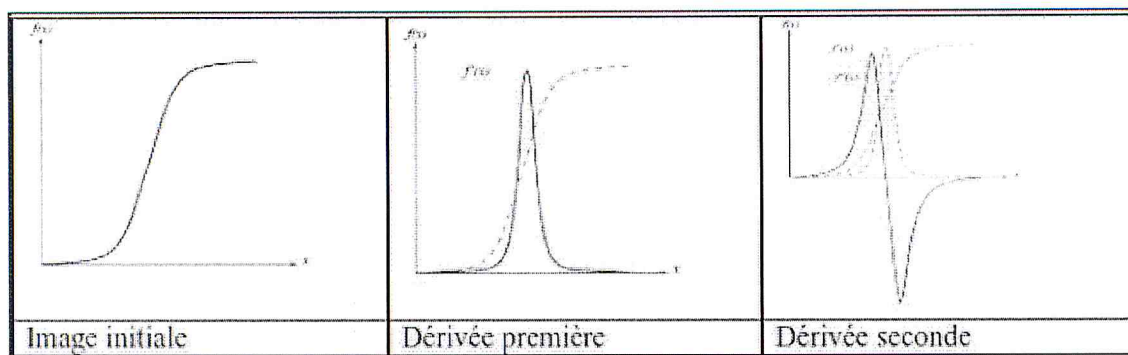


Figure 4 Contour et ses dérivées.

De nombreuses techniques d'extraction de contours existent dans la littérature. Elles peuvent être classées comme suit :

A- Méthode basés sur la dérivée première (gradient):

En considérant l'image sur un repère orthogonal et qui est modélisée par une fonction de niveaux de gris ,le principe de cette méthode consiste tout d'abord à calculer le gradient de l'image, puis son module ,ce dernier traduit les variations du niveau de gris. Plus la valeur est élevée plus la variation est forte

Celle-ci représente l'orientation de la variation. Enfin les contours les plus marqués (les points de plus fort contraste) sont sélectionnés grâce à un seuillage adéquat.[14]

B- Méthodes à base du Laplacien :

Ce type de détection de contour se base sur la dérivée seconde de l'image , contrairement au gradient, le Laplacien permet d'obtenir des contours fermés et d'un pixel d'épaisseur, par contre il a l'inconvénient d'être plus sensible au bruit que le gradient.[14]

3.1.2 Filtre de Canny :

Canny [14] , a proposé un filtre déterminé analytiquement à partir de trois critères :

1. garantir une bonne détection : c'est-à-dire une réponse forte même à de faibles contours.
2. garantir une bonne localisation.

3. réponse unique : l'opérateur doit donner une réponse unique aux mêmes types de contours.

3.1.3 Filtre de Deriche:

Au filtre de Canny, nous préférons souvent le détecteur de Deriche, qui répond exactement aux mêmes critères de qualité que celui de Canny, Mais qui possède une réponse impulsionnelle finie , il a pu donc être synthétisé de façon récursive particulièrement efficace.

3.1.4 Ligne de partage des eaux (watershed):

La segmentation par la ligne de partage des eaux [15] est une méthode issue de la morphologie mathématique. Le concept de la LPE provient de l'hydrogéologie et fait appel aux notions de bassins versants et de lignes de crêtes. Toutefois, à l'opposé d'une réalité hydrogéologique, l'objectif de la LPE est l'inondation des vallées à partir des minima (ou cuvettes).

Le niveau d'eau s'élève progressivement jusqu'à ce que les eaux provenant de minima différents se rencontrent. Pour empêcher le mélange des eaux, nous construisons alors un barrage à l'interface des eaux. Lorsque la topologie est complètement inondée, le processus est terminé et les barrages représentent la ligne de partage des eaux.

La figure 5 illustre ce principe d'inondation en seulement deux dimensions, les vallées devant être considérées comme des bassins versants isolés qui ne sont pas reliés entre eux dans la troisième dimension non représentée. L'eau se met à jaillir des minima uniquement lorsque l'élévation générale du niveau d'eau atteint l'altitude des minima.

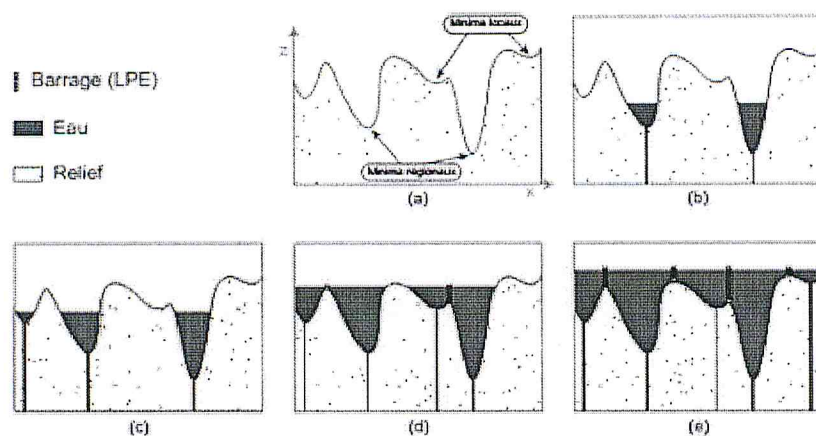


Figure 5 Principe de la ligne de partage des eaux.

En transposant le concept à la segmentation d'image, la topologie se transforme en une image à deux dimensions (x,y) à laquelle nous ajoutons l'altitude (z) construite à partir des valeurs d'intensité des pixels.

L'application de la LPE sur une image quelconque provoque systématiquement une sur_segmentation à cause de la présence de nombreux minima locaux. Il s'agit donc de supprimer les petites cuvettes conduisant aux séparations non désirées.

Une première technique consiste à uniformiser localement les zones de l'image source par un filtre médian. Toutefois, après cette opération, le nombre de régions est encore trop élevé (voir Figure 6.)

Pour réduire les régions à un nombre acceptable, il faut donc recourir à un deuxième traitement. Deux types de méthode sont possibles: la LPE construits à partir de marqueurs et le regroupement a posteriori de régions selon divers critères.

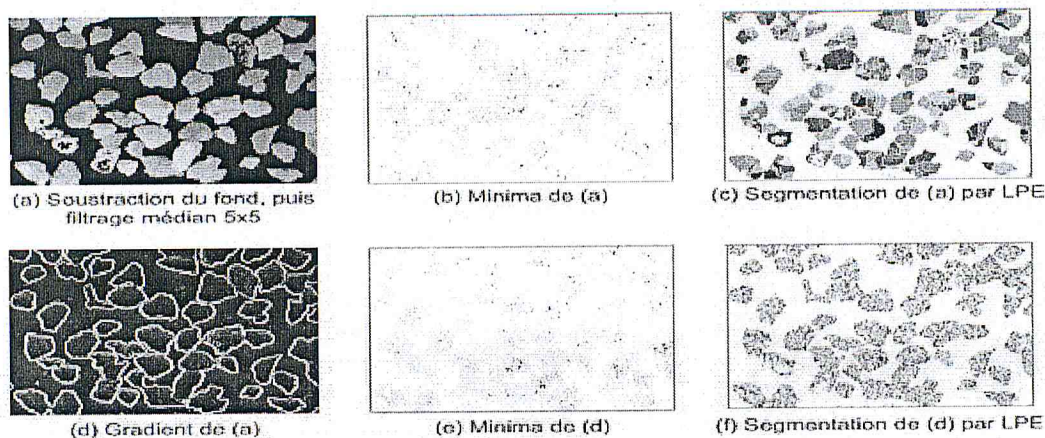


Figure 6 Segmentation par LPE.

Les marqueurs sont des solutions efficace des problèmes de sur-segmentation, sont en général des zones plutôt que des pixels nous définissons chaque zone comme les pixels ayant une valeur comprise entre le minimum, nous positionnons les marqueurs au « fond » des objets déclarés intéressants. La figure 7 présente une LPE construite à partir des marqueurs.

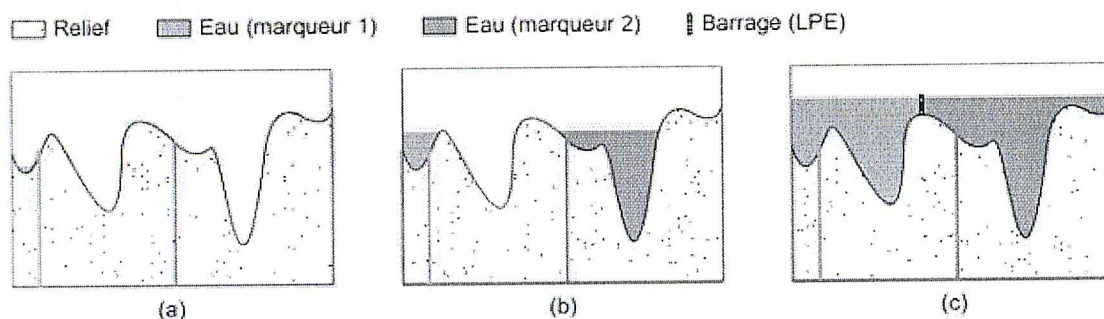


Figure 7 LPE construite à partir des marqueurs.

L'algorithme de la ligne de partage des eaux se résume en quelques étapes :

- 1- commencer par tous les pixels avec la valeur la plus basse
 - ces pixels forment la base pour l'initialisation du LPE
- 2- pour chaque groupe de pixels avec une densité "K"
 - s'ils sont adjacents d'une région déjà existé alors ajouter ce groupe à cette région
 - sinon si s'ils sont adjacents à deux régions ou plus alors noter comme frontière
 - sinon créer une nouvelle région

3.1.5 Contours actifs (Snakes):

Un modèle de contour actif [16] est formé d'une série de points mobiles et répartis sur une courbe en deux dimensions. Cette courbe est placée dans la zone d'intérêt de l'image ou autour d'un objet. Plusieurs équations décrivent son évolution.

La courbe se déplace et épouse lentement les contours des objets en respectant des contraintes qui permettent de conserver une courbe lisse avec des points équidistants tout en laissant un certain champ libre pour les déformations. Ces contraintes sont contrôlées en fonction de divers paramètres comme l'élasticité, la rigidité, la continuité, etc

L'idée de cette méthode est de déplacer les points pour les rapprocher des zones de fort gradient tout en conservant des caractéristiques comme la courbure du contour ou la répartition des points sur le contour ou d'autres contraintes liées à la disposition des points.

Au démarrage de l'algorithme, le contour est disposé uniformément autour de l'objet à détecter puis il va se rétracter pour en épouser au mieux ses formes. De la même manière, un contour actif peut aussi se dilater et tenter de remplir une forme, il sera alors situé à l'intérieur de celle-ci au démarrage de l'algorithme.

A chaque itération, l'algorithme va tenter de trouver un meilleur positionnement pour le contour pour minimiser les dérives par rapport aux contraintes utilisées. L'algorithme s'arrêtera lorsqu'il ne sera plus possible d'améliorer le positionnement ou simplement quand le nombre maximum d'itérations aura été atteint. La figure 8 représente le principe de contour actif.

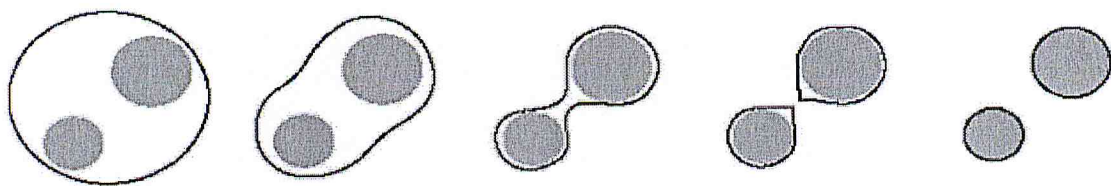


Figure 8 : principe de contour actif.

Chahir et al [17] proposent un modèle d'annotation automatique d'images qui utilise une méthode automatique de segmentation d'images couleur. Cette méthode combine la classification floue, les contours actifs et des opérateurs morphologiques.

L'idée de base est de placer une ou plusieurs courbes à l'intérieur ou à l'extérieur des objets à extraire dans une image, et à les faire évoluer selon la normale pour venir épouser les contours physiques des objets .elle commence par une étape d'identification des germes qui sont ensuite classifiés automatiquement en plusieurs classes selon leurs caractéristiques couleurs

L'étape d'initialisation est suivie d'une phase de propagation simultanée des contours de tous les germes pour venir épouser les contours des objets de l'image. Cette propagation se fait de l'intérieur vers l'extérieur.

Les expérimentations ont montré le bon fonctionnement du système .

3.2 Approches Région :Méthodes basées sur les mesures de Similarités:

Contrairement aux approches contour qui recherchent les dissimilarités, les approches région recherchent plutôt la similarité. Les approches de segmentation régions visent à créer une partition de l'image en un ensemble de régions homogènes au sens d'un ou plusieurs critères. Les méthodes de segmentation par approche régions sont nombreuses, les plus connues sont : la segmentation en utilisant un seuil , la segmentation basée sur la croissance de régions (Region Growing),la segmentation basée sur la division-fusion (Split and Merge) , segmentation basée sur les graphes (Normalised-Cuts) et la segmentation basée sur la classification (K-Means , Mean-Shift, FCM).

3.2.1 Segmentation par régions en utilisant un seuil :

Cette méthode est parmi les plus simples pour segmenter une image[18].

Elle consiste à regrouper les pixels en régions selon un ou plusieurs seuils. Si nous prenons l'exemple d'un seul seuil, nous pouvons dire que les pixels ayant un niveau de gris inférieur ou égal au seuil appartiennent à la classe C, tandis que les pixels ayant un niveau de gris strictement supérieur au seuil appartiennent à la classe 2.

Le principe est le même dans le cas où nous le dispose de plusieurs seuils . La figure 9 présente un exemple de cette méthode .

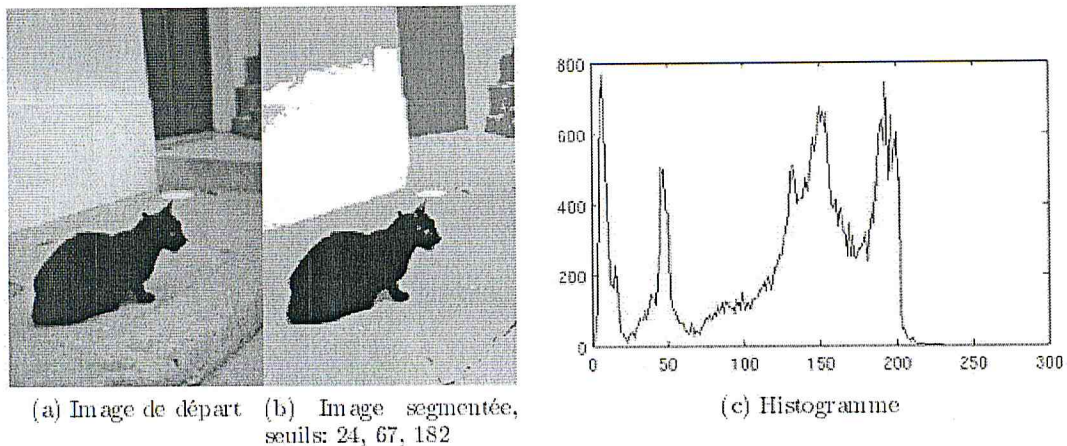


Figure 9 Segmentation d'images par seuillage

Le seuillage est l'opération de segmentation la plus simple. Elle est fondée sur l'analyse des niveaux de gris de l'image. Il existe de très nombreuses méthodes de seuillage d'un histogramme. La plupart de ces méthodes s'appliquent correctement si l'histogramme contient réellement des pics séparés.

De plus, ces méthodes ont très souvent été développées pour traiter le cas particulier de la segmentation en deux classes (passage à une image binaire) et leur généralité face aux cas multi-classes n'est que très rarement garantie.

3.2.2 Segmentation basé sur croissance de régions(Region growing) :

Cette méthode est une méthode de fusion , elle vise à regrouper les pixels adjacents de l'image dont les attributs varient de façon négligeable. Il faut choisir un prédicat ou critère d'uniformité P et un jeu de pixels initiaux, ou germes, à partir desquels la croissance de régions s'effectuera.[19]

Le critère P peut par exemple consister à exiger que la variance dans une région ne dépasse pas un certain seuil. Une initialisation très simple consiste à choisir comme germes un grand nombre de pixels aléatoirement répartis dans l'image. Nous pouvons éventuellement commencer par identifier toutes les petites zones vérifiant le prédicat P , afin de les utiliser comme points de départ.

La croissance de régions s'effectue à partir des germes par agrégation de pixels: ils ajoutent successivement aux régions des pixels voisins qui ont des propriétés similaires, en ce sens que les régions continuent à vérifier P après l'agrégation d'un pixel.

Des régions adjacentes qui ensemble vérifient P peuvent être fusionnées. De nouveaux germes peuvent être introduits dans les zones ne pouvant pas être incluses dans les régions existantes. La figure 10 présente cette méthode de segmentation d'image

Légendes des figures:

" s " est le seuil choisit pour la segmentation.

"sup" signifie que les régions de moins de sup pixels ont été supprimées.

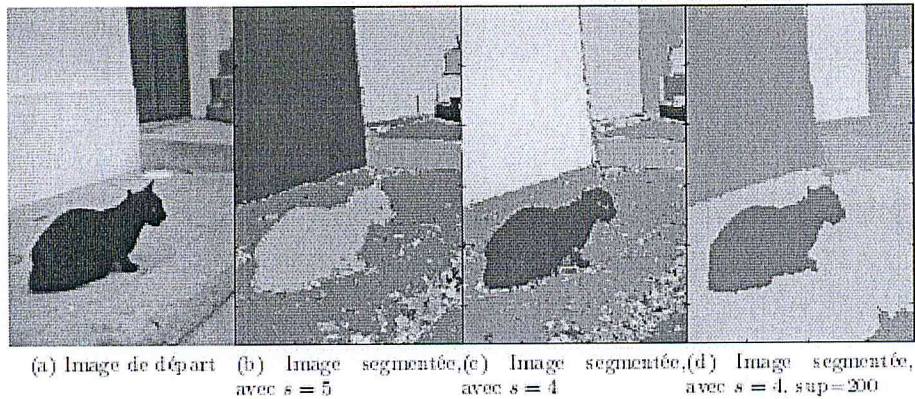


Figure 10 Segmentation d'images par croissance de région [18]

l'algorithme de la segmentation par croissance de régions est comme suit :

Tant qu'il existe des pixels non marqués **faire**

Choix d'un (ou de) germe(s) $R_j^{(k=0)}$

Définition d'un ensemble H de pixels tels que $\forall P \in H :$

P est adjacent à au moins un pixel de $R_j^{(k)}$

P satisfait un critère d'homogénéité locale à $R_j^{(k)}$

Si $P_{\text{rés}}(H \cup R_j^{(k)})$ **alors**

Marquer tous les pixels de H

$R_j^{(k+1)} = R_j^{(k)}$

$k = k + 1$

Sinon

$j = j + 1$

La difficulté de la méthode de croissance de régions réside essentiellement dans le choix du point de départ et la détermination du critère d'arrêt. Ce dernier peut être une valeur à priori, issue de données physiologiques ou peut être plus sophistiquée.

3.2.3 Segmentation basé sur la division-fusion de régions(Split and Merge):

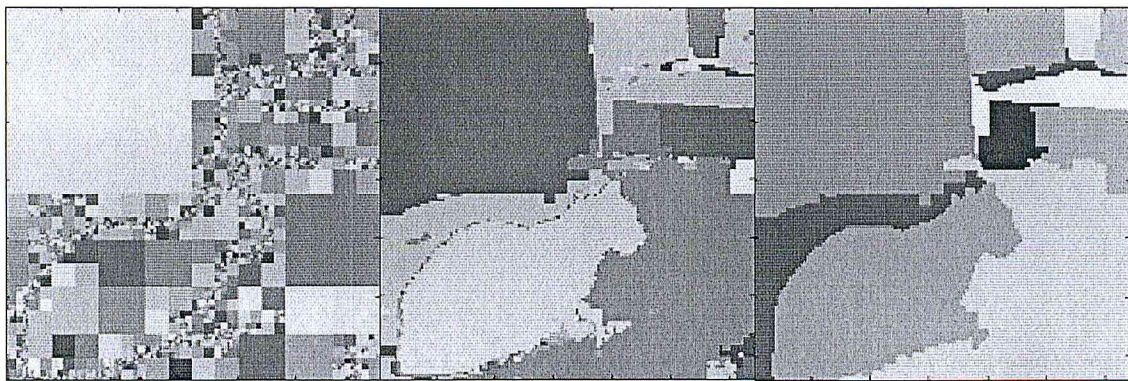
Introduit en [20], cette méthode se réalise en deux étapes.

La première, split, consiste à diviser l'image en plusieurs régions. Nous partons de l'image de départ. Nous faisons un test d'homogénéité.

Si nous considérons la région homogène nous s'arrêtons , sinon nous divisons cette région en 4 régions. nous continuons ainsi sur chaque sous régions et nous nous s'arrêtons lorsque toutes ces régions sont homogènes, la plus petite région possible étant le pixel, qui est forcément homogène. la figure suivante représente le fonctionnement de la méthode .



(a) Image de départ



(b) Split

(c) Split and merge

(d) Split and merge et sup=100

Figure 11 : Segmentation par Split and Merge , seuil: 75[18]

Voyons cet algorithme plus en détail :

Soient $X_i, i=1, \dots, N$ l'ensemble des régions constituant une première partition de l'image I (nous pouvons avoir $N=1, X_1=I$). Soit H un prédicat d'homogénéité

Etape 1 : SPLIT (algorithme récursif)

Pour toute région X_i

Si $H[X_i]$ faux

Alors Pour toute sous-région Y_j de X_i

Split(Y_j)

Remarque : Le plus souvent, nous choisissons pour X_i une décomposition en quatre quadrants.

Etape 2 : MERGE

Pour tout couple (X_i, X_j)

Si Voisin(X_i, X_j) et $H[\text{Union}(X_i, X_j)]$

Alors Fusion(X_i, X_j)

3.2.4 segmentation basé sur les graphes (Normalised-Cuts)

Cette méthode voit le problème de segmentation d'image comme un problème de partition optimale d'un graphe $G = (V, E)$, où les pixels représentent les nœuds du graphe et leur similarité (affinité, adjacence, ressemblance) conditionne les poids w des arcs du graphe.[21]

L'algorithme de la segmentation d'image "Normalized Cuts" se résume en quatre étapes:

1. construction d'un graphe pondéré G à partir de l'image , tel que les nœuds représentent les pixels.
2. calcul de la matrice des poids W entre chaque pixel
3. bipartition du graphe en utilisant le vecteur propre avec la seconde plus petite valeur propre
4. répéter les étapes 2 jusqu'a 4 , arrêter si la valeur n-cut est plus grande qu'une valeur seuil prédéfinie, en outre , arrêter si le nombre total de nœuds dans la partition est plus petit qu'une valeur seuil prédéfinie .

la prochaine figure nous présente les résultats de la segmentation avec cette méthodes.

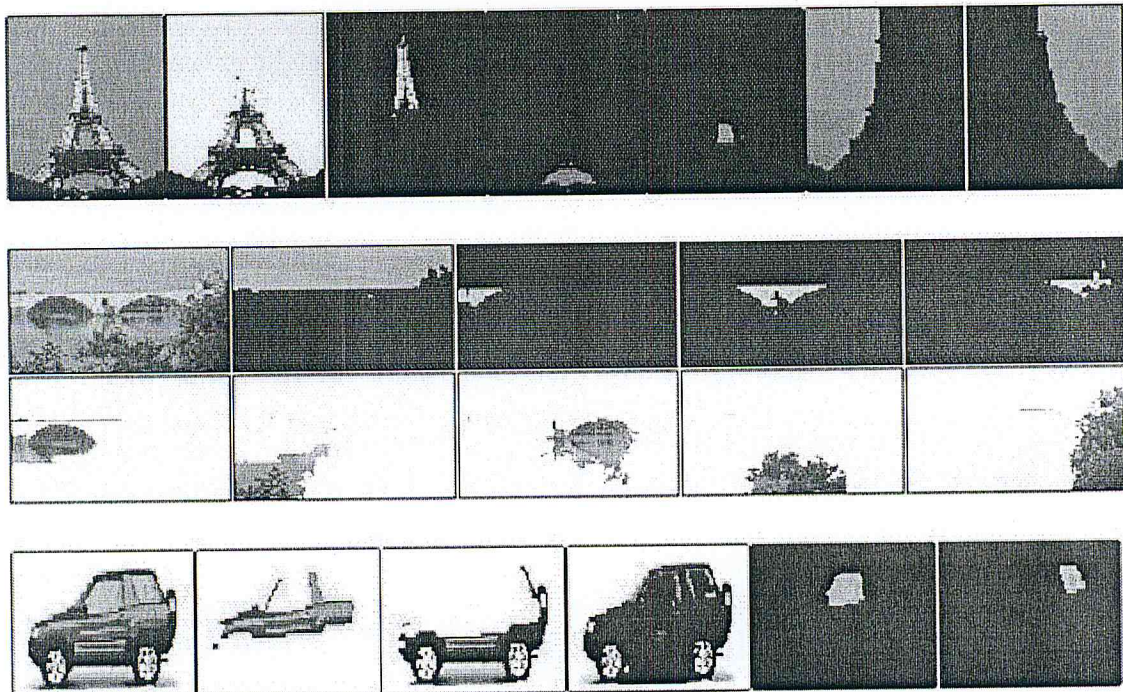


Figure 12 exemple de résultats .

J. Tang et P. -H Lewis [22] ont proposés l'idée d'intégrer une segmentation multiple pour une annotation d'image automatique en variant de paramètre l'algorithme utilisé qui est le nombre de segments afin de générer plusieurs niveaux de segmentations , dans ce travail ils ont utilisé la méthode "Normalized Cuts" [23] .

L'algorithme utilisé d'annotation d'image automatique est comme suit :

1. Segmenter l'image a différents niveaux en différentes régions .
2. Calculer les caractéristiques descriptives de chaque région et construire des espaces caractéristiques .
3. Définir les fonctions de mappage des régions et les étiquettes dans l'espace de caractéristiques correspondant .
4. Annoter l'image .

Le résultat de ce travail montre que la performance d'annotation peut être améliorée sur une collection de 5000 images lorsque la segmentation multiple est utilisée .

Duygulu et al [24] ont proposé une annotation automatique d'images comme une machine de translation basé sur une lexique de vocabulaire , l'apprentissage se fait en trois étapes :

- 1- segmenter l'image avec la méthode N-cuts en 10 régions et prendre juste les régions qui ont plus que le seuil choisis
- 2- classifier les régions dans 500 blobs avec la méthode K-means à partir des caractéristiques comme la couleur et la taille de la région , position et le premier moment etc.
- 3- annoter les blobs utilisant l'algorithme EM [25] pour faire la correspondance entre les blobs et les mots clés.

Les auteurs ont montrés que les résultats du ce modèle est intéressant .

3.2.5 Segmentation basée sur la Classification

Les méthodes par classification ont pour but de partitionner les images en plusieurs classes comme leur nom l'indique et constituent le plus souvent une étape dans la

segmentation d'objet a proprement parler. Cependant, leur utilisation dans les méthodes de segmentation est très répandue. [26] parmi les méthodes utilisées nous allons présenter : K-Means , Mean-Shift et FCM .

A. K-Means :

Cette méthode consiste à rassembler les pixels en K groupes (clusters). K étant un paramètre préfixé qui détermine le nombre de régions. Et après avoir déterminé les paramètres (couleur par exemple) de toute région, chaque point est affecté au centre le plus proche, pour recalculer ensuite le paramètre de chaque région, jusqu'à ce qu'elles soient stables.

L'algorithme des K-Means est l'une des techniques de clustering non supervisée les plus utilisées. La méthode consiste à placer aléatoirement dans l'espace K "centroïdes" afin de déterminer K clusters. Nous affectons à chacun de ces "centroïdes" les objets les plus proches, puis nous calculons la position moyenne des objets associés aux "centroïdes" que nous le déplaçons en ce point.

Les opérations d'affectation d'objet et de déplacement du centroïdes sur la moyenne repérées jusqu'a ce que chaque centroïde ait atteint une position stable.

Malgré sa simplicité, cet algorithme se révèle efficace. Toutefois il est nécessaire de prédéterminer le nombre de catégories et la position de départ des prototypes qui a un impact sur le découpage en classes. Les principales étapes de cet algorithme sont:

1. Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.
2. (Ré-)Affecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne).
3. Une fois tous les objets placés, recalculer les K centroïdes.
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce qu'aucune réaffectation ne soit faite.

Le principal avantage de cette méthode est que le nombre de régions est connu au préalable (il n'y aura pas de problème de sur-segmentation ou sous-segmentation), mais l'inconvénient réside en la difficulté de déterminer le nombre de clusters et l'incohérence des régions (deux objets éloignés peuvent appartenir à la même région).

Rui Shi et al [27] ont proposé une approche de l'annotation automatique d'images basé sur deux méthodes : (a) une représentation visuel et adaptive pour le contenu de l'image basé sur la poursuite des algorithmes .

(b) une méthode adaptive du segmentation par deux niveaux , ils ont comparé ces techniques dans l'annotation automatique d'images avec des méthodes de segmentation populaires et traditionnelles .

Pour la deuxième méthode le processus d'apprentissage est comme suit :

- 1- Partitionner l'image en quatre blocs au niveau global
- 2-Extraire les caractéristiques globales comme la couleur , la texture et la position pour chaque bloc
- 3-Appliquer la transformation des composants des blocs et extraire un vecteur de 3 dimensions
- 4-Ajouter la position du centre de bloc pour le vecteur de caractéristiques et faire une segmentation global des blocs par le modèle gaussien de mixture GMM[28]
- 5-Faire une segmentation local par la méthode K-means
- 6- Extraire les caractéristiques et classifier les régions
- 7- Annoter l'image .

Pour le teste ils ont comparé leur méthode avec la méthode Blobworld , les résultats ont indiqué que leur méthode adaptive est beaucoup mieux que Blobworld.

B. Mean-Shift

Le Mean-Shift [29]est un algorithme non paramétrique de partitionnement de données multidimensionnelles. Il peut être utilisé pour la segmentation, en plongeant l'image dans un espace à 5 dimensions, où chaque pixel est représenté par un point ayant pour coordonnées sa position en x, en y, et ses valeurs R, G, B. Les groupes de points dans cet espace représentent les ensembles de pixels homogènes à la fois spatialement et en couleurs.

Les principales étapes de cet algorithme sont:

1. Fixer une fenêtre autour chaque groupe de points
2. Calculer la moyenne pour les points entre chaque fenêtre
3. Déplacer la fenêtre vers la position de la moyenne
4. Répéter 2 et 3 jusqu'a la convergence .

La figure 13 montre le déroulement de l'algorithme pour des points en dimension 2 :

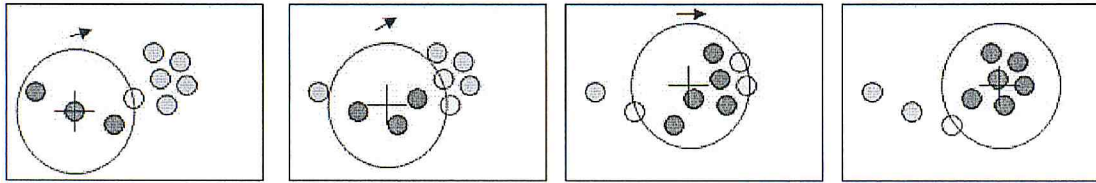


Figure 13 déroulement de l'algorithme Mean Shift.

L'algorithme Mean Shift est applicable quelle que soit la dimension de l'espace des points.

Les auteurs [30] ont proposé un système d'annotation dans le cadre semi-supervisé pour intégrer les images non annotées dans la phase d'apprentissage .

Ce modèle générative possède deux étapes :

- 1- Construire le modèle initial pour chaque concept utilisant les images annotées
- 2- Mettre à jour les paramètres des modèles par l'intégration des images non annotées .

L'apprentissage de ce modèle est comme suit :

- 1-Segmenter les images par la méthode Mean-Shift basé sur la couleur et extraction des caractéristiques visuelles
- 2-classifier les régions dans des blobs avec une méthode de classification hiérarchique ascendante [31].
- 3-annoter les blobs .

Par la comparaison avec les autres approches , les résultats ont montré l'efficacité et le bon fonctionnement du système.

C. Fuzzy C-Means (FCM)

Cet algorithme [32] est une extension de l'algorithme des K-means en introduisant une notion de flou dans la définition du degré d'appartenance. Son principe est de regrouper des individus dans K classes qui soient le plus homogènes et naturelles possibles. Les groupes obtenus doivent contenir des individus les plus semblables, et entre groupes différents les individus doivent être le plus différents possible. En fait, la modélisation de l'imprécision s'effectue en considérant des frontières graduelles au lieu de frontières nettes entre les classes. L'incertitude s'exprime par le fait qu'un individu possède bien des attributs qui l'assignent à une classe qu'à une autre, la classification floue assigne donc son degré d'appartenance à chacune des classes. Le degré d'appartenance se situe dans l'intervalle $[0, 1]$ et les classes obtenues ne sont pas forcément disjointes.

Dans ce cas l'individu x_j n'est plus assigné à une classe unique mais à plusieurs classes, par l'intermédiaire de degré d'appartenance u_{ij} du vecteur x_j à la classe V_i . Le but des algorithmes de classification est non seulement de calculer les centres de classe B mais aussi l'ensemble des degrés d'appartenances des vecteurs aux classes. L'algorithme de FCM est comme suit :

Données : K classes, centre v des classes, partition initiale, m degré de flou

Résultat : Partition finale

- Fixer arbitrairement un nombre de classes K .
- Initialiser la matrice de degré d'appartenance $U_{K \times N}[u_{ij}]$. Cette matrice représente la partition floue des données et doit vérifier la condition de normalisation

$$\sum_{i=1}^K u_{ij} = 1, \forall j = 1, \dots, N;$$

Repetier

Calculer les centres de classes

$$v_i = (\sum_{k=1}^N u_{ik}^m x_k) / (\sum_{k=1}^N u_{ik}^m) \quad i = 1, 2, \dots, K$$

Mettre à jour la matrice d'appartenance

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{j=1}^K \left(\frac{1}{d_j^2(x_i, v_j)} \right)^{(1/m-1)}} \quad i = 1, 2, \dots, K \text{ et } j = 1, 2, \dots, N$$

Calcul de critère de convergence ;

Jusqu'à Convergence ;

La condition d'arrêt n'est pas la stabilisation des centres mais la stabilisation de la matrice d'appartenance.

4. Avantage et Inconvénients :

Chaque méthode a des avantages comme des inconvénients , le tableau suivant

résume les principaux avantages et inconvénients.

Les approches	Les méthodes	Avantage	Inconvénient
Contour	Laplacien	–Rapidité d’exécution. –Précision de détection.	–Plus grande Sensibilité au bruit.
	Gradient	–Résistant au bruit. –Donne la direction des contours.	–Plus lent que le Laplacien. –Épaisseur des contours.
	Contours actifs	calculs numériques rapides	– Segmentation multi-objets impossible – Phase d’initialisation sensible – Approche non intrinsèque
	Watershed	–fournir des régions délimitées par des contours fermés formant une partition de l'image. –rapide.	–La sur-segmentation de l'image, faisant apparaître des lignes de crête en dehors des objets, ainsi qu'à l'intérieur d'objets convexes. –Nécessite un poste traitement
Région	Croissance région	–simple et rapide. –Elle permet la segmentation d’objet à topologie complexe. –Elle préserve la forme de Chaque région de l’image.	– Algorithme très sensible au bruit. – Obtention de frontières non-régulières. – L’ordre du traitement des pixels germes peut avoir une influence sur le résultat. –Le choix de critère d’homogénéité. – Choix critique de la valeur des seuils Risque de sur-segmentation, sous-segmentation. - Dépend du type d’images à traiter
	Split & merge	– Méthode à la fois globale et locale : globale lors de la division, et locale lors de la fusion – Moins sensible au bruit que la croissance	– Méthodes parfois complexes d’un point de vue algorithmique : manipulation de lourdes structures de données
	N-Cuts	-efficace	-il doit de connaitre quand il termine -tres lent
Classification	K-means	-Facile a implémenter. -Sa Complexité est plus rapide que la classification hiérarchique .	-la partition finale obtenue est très indépendante du choix des centres initiaux -Le processus est sensible aux valeurs aberrantes
	Mean Shift	-Puissant. -Souple.	-Lent. -Sensible.
	FCM	-Simplicité de l'algorithme	-Sensible aux valeurs aberrantes

Tableau 2 résumé avantages et inconvénients des méthodes.

Nous représentons dans le tableau 3 suivant des travaux d'annotation d'images automatique basé sur les régions avec leur méthodes de segmentation utilisés .

Les approche	Les Méthodes	Les systèmes qui utilisent ces méthodes
Région	N-Cut	-Utilisation d'une segmentation multiple pour une annotation d'images automatique [22] -Annotation automatique d'images basé sur une machine de translation [24] -Exploitation des ontologies pour l'annotation d'images automatique[33] -Une méthode pour comparer les méthodes de recherche d'images basé sur le contenu [34] -Un modèle statistique pour La reconnaissance d'objets contextuelle générale [35]
Classification	K-Means	-Une représentation du contenu d'image adaptative et une approche de segmentation pour l'annotation d'images automatique [27]
	Mean Shift	-Annotation d'image automatique utilisant un modèle générative semi-supervisé [30]
Contours	Contours actifs	Indexation d'images utilisant une segmentation par ensembles de niveaux[17]

Tableau 3 Représentation des travaux d'annotation d'images automatiques.

D'après le tableau précédent nous remarquons qu'il existe plusieurs travaux dans l'approche de segmentation par région que par contour .

Nous pouvons conclure que la méthode de segmentation la plus utilisée dans les systèmes d'annotation d'images automatique est N-Cuts , notre bute est d'étudier l'influence des autres méthodes de segmentation sur l'annotation automatique d'images .

5. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons focalisé sur la segmentation d'images. Nous avons présenté un survol des principales méthodes trouvées dans la littérature.

Nous avons présenté aussi quelques travaux d'annotation automatique des images déjà existés. Chaque travail utilise une méthode de segmentation différente dans le but d'améliorer la qualité d'annotation. Les résultats obtenus sont différents d'un travail à autre.

Dans le prochain chapitre, nous passerons à la conception et l'implémentation de notre application d'auto-annotation des images basée sur plusieurs méthodes de segmentation.

Chapitre 03

Mise en œuvre des systèmes

1. Introduction

L'objectif de ce chapitre est de mettre en place le système AIA basé sur les méthodes de segmentation . Ce chapitre donne une vue plus détaillée sur la démarche à suivre afin de réaliser notre travail . Tout d'abord, nous présentons le processus du système d'annotation automatique des images et les techniques utilisées , après nous exposons l'environnement de travail utilisé et vers la fin nous présentons l'interface graphique utilisée.

2. Système d'auto-annotation d'images :

Comme nous avons déjà présenté dans le premier chapitre , le système d'annotation automatique des images se déroule en deux phases : la phase d'apprentissage qui permet de créer une base de connaissances pour le système à l'aide d'une base des images annotées manuellement, et la phase d'auto-annotation d'une nouvelle image.

2.1. Phase 01 : Apprentissage

L'apprentissage se déroule en deux étapes, construction des blobs et l'auto annotation des blobs.

2.1.1 Construction des blobs

Chaque image passe par la segmentation, l'extraction des caractéristiques et la catégorisation afin de créer les blobs qui regroupent les régions visuellement similaires.

A. Segmentation :

Cette étape permet de diviser les images du corpus en régions , d'après nos études sur les méthodes de segmentation nous avons décidé de faire l'étude comparative sur l'AIA basée sur les cinq méthodes de segmentation suivantes :

- 1) **Normalized Cuts (N-Cuts)** : Nous avons choisis cette méthode par ce qu'elle est très utilisée par les chercheurs sur le domaine de l'AIA à cause de sa efficacité de segmenter l'image en régions bien définies et complètes .
- 2) **K-Means** : Le choix de l'algorithme a été fait en se basant sur ses points forts qui sont la simplicité , le pouvoir de choisir le nombre des régions et la fiabilité de cet algorithme connu .
- 3) **Croissance de régions** : L'avantage de cette technique est qu'elle préserve la forme de chaque région de l'image , elle est rapide et permet aussi de segmenter les images dans les topologies complexes .
- 4) **FCM** : Nous avons choisis cette méthode par ce qu'elle est effective et donne des bons résultats pour le groupe de pixels chevauchés.
- 5) **Ligne de partage des eaux** : L'avantage majeur de cette méthode est de fournir des régions délimitées par des contours fermés formant une partition de l'image dans un temps très court

B. Caractérisation :

Dans cette étape, nous extrayons les caractéristiques visuelles de chacune des régions qui constituent l'image afin de les catégoriser dans des blobs. Les caractéristiques choisies sont : les moments statistiques de couleur (la moyenne, la variance et les moments d'ordre trois) de chaque composante d'espace RGB et la texture (la variance, la corrélation, l'homogénéité, le contraste et l'entropie). le tableau suivant représente les formules de paramètres de caractéristiques visuelles utilisées .

Catégories	Paramètres	Formules
Texture	La variance	$VAR = \frac{1}{N} \sum_i \sum_j (p(i,j) - Moy)^2$ $Moy = \frac{1}{N} \sum_i \sum_j p(i,j)$
	L'homogénéité locale	$HOML = \frac{1}{N} \sum_{ij} \frac{1}{1 + (i-j)^2} p(i,j)$
	Le contraste	$CONT = \frac{1}{N * (L-1)^2} \sum_{k=0}^{L-1} k^2 \sum_{ a-b =k} p(i,j)$
	L'entropie	$ENT = -\frac{1}{N} \sum_i \sum_j p(i,j) \ln p(i,j)$
	La corrélation	$CORR = \frac{\sum_i \sum_j \{i * j\} * p(i,j) - \{\mu_x * \mu_y\}}{\sigma_x * \sigma_y}$
Couleur	La moyenne	$U_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N P_{ij}$
	La variance	$VAR = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{ij} - U_i)^2}$
	Les moments d'ordre trois	$MOM = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{ij} - U_i)^3 \right)^{\frac{1}{3}}$

Tableau 4 :Formules des paramètres utilisés .

C. Classification :

Après l'extraction des caractéristiques nous arrivons à la classification qui permet de regrouper les régions visuellement similaire dans des blobs.

Dans cette étape nous avons utilisé l'algorithme K-means avec le choix du K = 300 tel que l'algorithme prends 300 centres initiaux aléatoirement , chaque centre représente un

descripteur, en suite, il classe les descripteurs de toutes les images dans les groupes dont le centre est le plus proche, en suite recalcule les nouveaux centres pour chaque groupe et refait toute l'algorithme jusqu'à ce qu'il n'y ait aucun changement dans les groupes. Le résultat de l'application de K-means sera l'ensemble des descripteurs classifiés dans les 300 groupes.

2.1.2 Auto annotation des blobs

La deuxième étape de l'apprentissage permet de corréler le contenu visuel avec le contenu sémantique en annotant les blobs regroupant les régions visuellement similaires par les mots clé d'images du corpus correspondant. Ceci permettra d'annoter les nouvelles images.

L'algorithme d'annotation[8] des blobs est le suivant :

Entrée : Blobs

Sortie : Blobs annotés

Pour chaque blob bi

Faire

Pour chaque région j du blob bi

Extraction du numéro d'image auquel la région appartient

Extraction du vecteur de mots clés d'image correspondante

Projection du vecteur dans l'espace latent

Fin Pour

Calcul de similarité entre toutes les régions du blob bi

Pour chaque vecteur de similarité d'une région

Chercher la similarité maximum

Si la similarité maximum entre 0 et 1

Alors

Faire l'intersection entre les deux vecteurs de mots clés d'images
auxquels les régions les plus similaires appartiennent

Sinon

Si la similarité maximum entre 0 et -1

Alors

Faire l'union entre les deux vecteurs de mots clés
d'images auxquels les régions les plus similaires
appartiennent

Fin Si

Fin Si

Fin Si

Fin Pour

Fin Pour

2.2. Phase 02 : Traitement d'une nouvelle image

Une nouvelle image peut alors être annotée automatiquement comme suit :

1. Segmenter la nouvelle image en régions avec les mêmes méthodes que nous avons utilisé dans la phase d'apprentissage
2. Caractérisation de la nouvelle image avec les mêmes caractéristiques visuelles utilisées dans la première phase .
3. Affecter les régions de l'image aux blobs construits précédemment selon la similarité visuelle des régions , nous avons utilisé la distance euclidienne $= \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}$

4. . Annoter l'image par les mots des blobs auxquels les régions de cette image appartiennent en éliminant les mots qui se répètent.

3. Environnement de travail

3.1 Matériel utilisé

L'implémentation de notre application a été réalisée sur un micro-portable fonctionnant sous le système d'exploitation *Microsoft Windows Seven Edition Familiale* dont les performances sont les suivantes:

- Processeur Intel(R) Core(TM) I3 CPU M370 .
- Fréquence de 2.4 GHz.
- Mémoire RAM de 6 Go DDR3.
- Disque 500 Go SATA 5400 tours/mn.
- Carte graphique Intel(R) HD Graphics .

3.2 Matlab

Est un langage de haut niveau et un environnement interactif pour le calcul numérique, la visualisation et la programmation. avec MATLAB, vous pouvez analyser les données, développer des algorithmes, et de créer des modèles et des applications. Le langage, des outils et des fonctions intégrées de mathématiques vous permettent d'explorer des approches multiples et parvenir à une solution plus rapide que des feuilles de calcul ou des langages de programmation traditionnels.

3.3 SQL Server

Les données du processus d'apprentissage sont sauvegardées dans une base de données relationnelle sous le SGBD relationnel SQL Server 2008 qui incorporant entre autres un SGBDR (SGBD relationnel ») développé et commercialisé par la société Microsoft. Il ne fonctionne que sous les OS Windows. La base des images annotées est également sauvegardée avec le même SGBD.

4 Expérimentation

4.1 Base des images utilisées : Corpus Benchmark

La collection d'images Benchmark [36] se compose de 20 000 images fixes prises à partir d'emplacements naturels dans le monde entier et comprenant une section hétéroclite d'images fixes naturelles. Les 20 000 images sont de haute qualité, multi-objets tel que des photographies de personnes, des animaux, des villes, des paysages et de nombreux autres aspects de la vie contemporaine.

Chaque image de corpus est annotée manuellement avec des mots clés en langue anglaise . Ces derniers sont pris d'un vocabulaire de 267 mots. Les données sont placés dans des dossiers (40 dossiers en totalité) où chaque dossier contient des images et un fichier qui associer chaque images à ses mots clé correspondant .

Nous avons pris un ensemble de 2934 images pour la phase d'apprentissage et 100 images pour la phase de test.

4.2. Interface Phase d'apprentissage:

Cette fenêtre représente l'implémentation de la phase d'apprentissage :

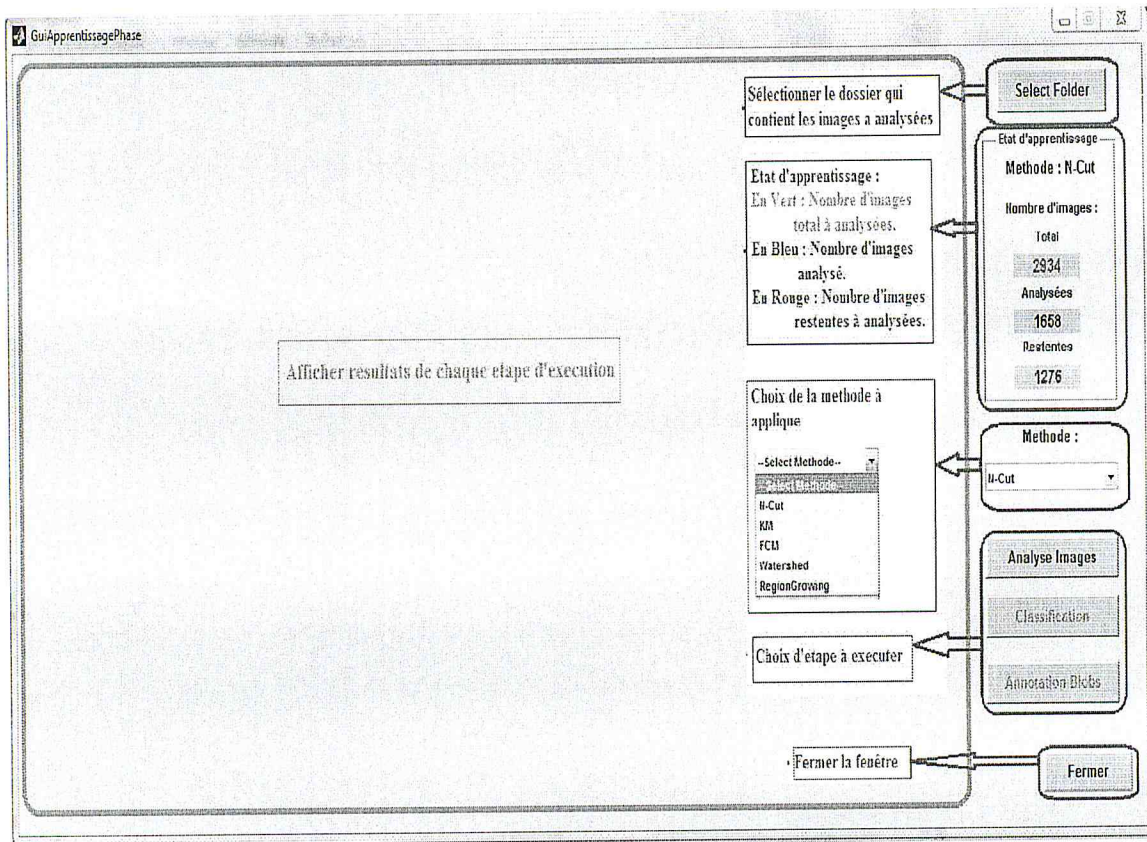


Figure 14: Fenêtre de la phase apprentissage

Elle dispose de deux panneaux «Etat d'apprentissage» et «Affichage», un menu déroulant « Méthode » et six boutons « Select Folder », « Analyse Image », « Classification », « Annotation Blobs » et « Fermer ».

- **Le panneau «Etat d'apprentissage» :** permet d'afficher pour chaque méthode le nombre d'images total à exécuter (en vert), le nombre d'images déjà analysé (i.e segmenté et caractérisé) (en bleu) et le nombre d'images restantes à analyser (en rouge).
- **Le panneau «Affichage» :** permet d'afficher les résultats obtenus par chaque étape.
- **Le menu déroulant « Méthode » :** permet de choisir une méthode de segmentation.
- **Le bouton « Select Folder » :** à son exécution, une boîte de sélection apparaît permettant à l'utilisateur de choisir le dossier qui contient les images à analyser.
- **Le bouton « Analyse Image » :** permet de segmenter chaque image en régions et d'extraire les caractéristiques de chaque région.

La figure suivante représente le contenu de panneau «Affichage» pour cette étape :

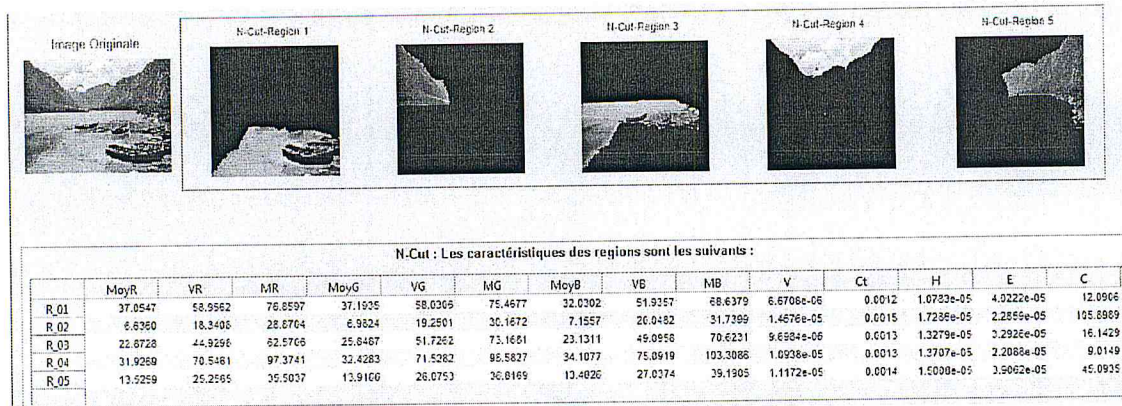


Figure 15 : Affichage des résultats d'étape analyse d'image

La figure représente en haut l'image originale et les régions obtenues après la segmentation de cette image et en bas les 14 caractéristiques de chaque région.

Pour une méthode donnée, si toutes les images ont été analysées ce bouton sera désactivé.

- Le bouton « Classification »: permet de classifier l'ensemble des régions obtenues.

La figure suivante est le contenu de panneau «Affichage» pour cette étape :

IdBlob	Nbre Reg	Numero Regions												
B1	17	30447	21148	21152	31151	34098	25990	26013	38029	38570	38459	38483		
B2	52	43499	43205	43224	43228	43657	43957	42768	42410	42024	40763	40987		
B3	35	33597	32555	32512	32710	32256	29444	29913	30448	30593	31514	31375		
B4	32	43093	43834	43559	42509	42728	42885	41840	40999	40815	40375	40301		
B5	78	32745	32815	33043	33101	33180	33677	33369	32241	32223	31908	31765		
B6	39	43650	43624	43675	43677	42275	42199	41936	42056	41357	41746	41611		
B7	32	32794	30463	30318	30254	30197	30428	29515	34073	34894	34895	35661		
B8	61	43488	43126	43108	43970	42520	42163	42246	41935	41504	40778	41058		
B9	24	31858	31948	32725	32232	33161	31210	31548	30832	33444	34880	34705		
B10	66	43013	43526	42600	42667	42650	42636	42444	41519	41549	41432	41209		
B11	39	32014	32122	32060	32509	32801	31110	31144	30763	30789	29874	29867		
B12	86	43846	43790	43187	43182	43009	43261	42953	42769	42516	42235	42166		
B13	25	31261	30600	34494	33957	26486	26466	26464	37223	37559	37519	37524		
B14	54	43065	43120	43528	43316	43787	42873	42552	42313	41063	42016	41372		
B15	76	33200	33028	33350	33774	33579	32000	31763	31759	32679	32224	31243		
B16	48	43197	43277	43278	43948	43788	42707	41438	40872	39276	39288	38499		
B17	56	32937	32841	33268	33132	33537	33547	33560	33561	33693	32370	31896		
B18	31	41858	42009	41984	42068	42833	41758	41769	41786	41862	26506	40113		
B19	70	32144	32048	32049	32358	32379	32366	32417	32171	32281	32601	32605		
B20	34	43615	43623	43853	43400	42220	42198	42049	42940	42941	42943	42772		
B21	59	31755	33263	33758	33542	33521	33454	33359	30373	29881	29628	30549		
B22	22	43619	42224	42414	40640	38684	36476	36260	36412	34769	36097	26090		
B23	67	33084	33802	33827	33538	33597	33339	33330	31771	31597	31937	32284		
B24	56	43017	43613	43722	43030	41630	41456	40927	40931	40053	42740	42570		
B25	69	33564	33498	33070	31994	32018	32041	32058	32055	32160	32228	32584		
B26	43	43621	41283	41318	41140	41259	41266	40866	42165	42146	42622	42774		
B27	38	30047	31191	31516	32455	32192	31979	31898	31713	32802	35820	35982		
B28	70	43908	43726	43667	43517	43165	41332	40558	40845	40030	40985	40943		
B29	59	29717	29732	29638	29661	29426	30342	30126	30121	30019	25558	31432		

Figure 16 : Affichage des résultats d'étape Classification

Cette figure représente la classification des régions en blobs où la première colonne indique l'identifiant de blob et la deuxième colonne indique le nombre des régions de ce blob et le reste des colonnes indique le numéro de chaque région appartient à ce blob.

Ce bouton est désactivé au début, il sera activés dès que une méthode a terminé l'étape d'analyse image.

- **Le bouton « Annotation Blobs » :** permet d'annoter les blobs obtenues après classification.

La figure suivante est le contenu de panneau «Affichage» pour cette étape :

IdBlob	Annotations														
B1	car	church	cloud	sky-light	trees	vehicles-wf...									
B2	window	sky-red-sun...	cloud	fire	hat	mountain	man								
B3	mountain	flowerbed	sky	sky-blue	vegetation										
B4	sky-blue	rock	mural-carving	ground											
B5	city	rock	ocean	sky	vegetation	wall									
B8	water	ruin-archeob...	cloud	ground	mural-carving	man									
B7	mountain	ground	cactus	ancient-building	sky-light	sky-blue	vegetation								
B8	trees	rock	ground	group-of-per...											
B9	ground	man	cactus	cloud	rock	sky-blue	sky-red-sun...	shore	sun	vegetation	water	wall			
B10	sky-blue														
B11	painting	sky-night	church-interior	floor-wood											
B12	mountain	flowerbed	sky-night	sky-red-sun...											
B13	sky-blue														
B14	sky-blue	rock	floor-other	cloud	building	monument	statue	trees							
B15	vegetation	water	rock	sand-beach											
B16	mountain														
B17	island	cloud	ocean	sky-blue	vegetation										
B18	water-reflect...	rock	sky-light	cloud	mountain	grass									
B19	ground	man	rock	sky-blue	vegetation										
B20	vegetation	ocean	cloud	city											
B21	cloud	mountain	sky-blue	snow											
B22	snow	sky-night	street	sky	sheep	man	leaf	grass	group-of-per...	hat	hand-of-pere...	glass	floor-o		
B23	trees	vegetation	mammal	mural-carving	street	sky-blue	rock								
B24	rock	sky-night	snow	sky-light	mountain										
B25	sky-blue														
B26	person	stairs	tree	handcraft	floor	vegetation	woman	wall							
B27	woman	floor	hat	grass	kitchen-pot	sky-blue									
B28	ocean	mountain	cloud	church	vegetation										
B29	trees	woman	church	cloud	house	group-of-per...	fountain	person	palm	sky-blue	tree	sidewalk			

Figure 17 : Affichage des résultats d'étape d'annotations des blobs

La première colonne dans cette figure indique l'identifiant de blob et le reste des colonnes représentent les mots qui annotant ce blob.

Ce bouton est désactivé au début, il sera activé dès qu'une méthode a terminé l'étape de classification.

- **Le bouton « Fermer » :** pour quitter l'application.

4.3 Interface de la phase test :

La figure suivante montre l'interface de la phase de test :

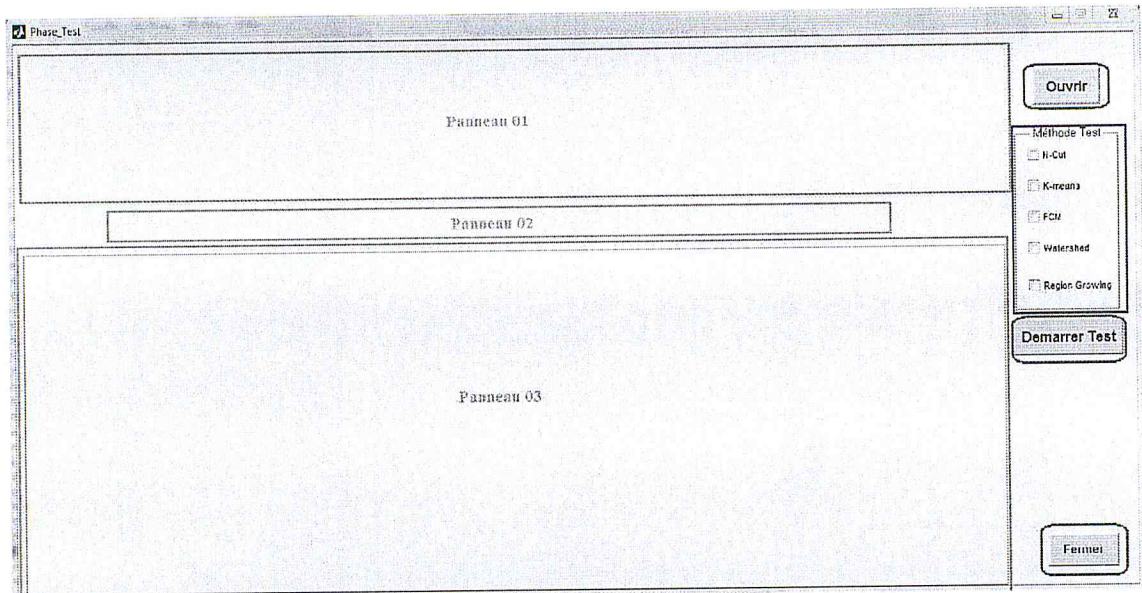


Figure 18 : Fenêtre du phase test

L'interface contient trois panneaux d'affichage «Panneau 01», «Panneau 02» et «Panneau 03», un panneau de choix « Méthode Test » et trois boutons « Ouvrir », «Démarrer Test » et « Fermer ».

- **Le panneau « 01» :** permet d'afficher l'image originale et les régions obtenues après la segmentation de cette image (le panneau s'apparaisse juste après que l'étape de segmentation se termine).
- **Le panneau « 02» :** permet d'afficher l'étape qui est en cours d'exécution (le panneau s'apparaisse depuis le début et décrit l'étape en cours).
- **Le panneau « 03» :** permet d'afficher les caractéristiques de chaque région, les blobs où ils ont été affecté les régions et les mots qui annotant ces derniers image (le panneau s'apparaisse au début de caractérisation).
- **Le panneau «Méthode Test» :** permet de choisir le ou les systèmes que nous voulons appliquer sur l'image test.
- **Le bouton « Ouvrir »:** Permet à l'utilisateur de lire une image de la base de test.
- **Le bouton « Fermer »:** pour quitter la fenêtre.
- **Le bouton « Démarrer Test »:** à son exécution, le processus de phase test se lance et tous les étapes de cette phase seront appliquer sur l'image test et vers la fin nous obtenant les mots qui annotant cette dernière.

La figure suivante représente l'affichage des panneaux 01,02 et 03 :

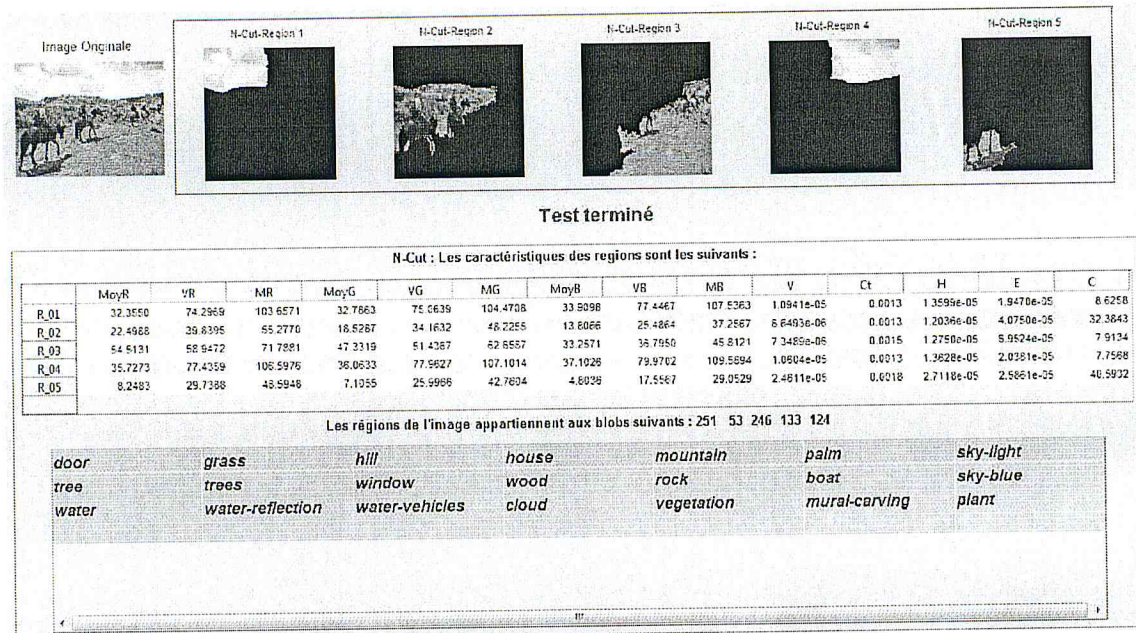


Figure 19 : Affichage des trois panneaux

A chaque fois qu'une des méthodes choisies se termine, une autre fenêtre s'ouvre contenant les mots manuels et les mots trouvés avec un histogramme qui indique le nombre de mots manuels et le nombre de mots qui correspondent aux mots manuels (nommé mots corrects) par méthode.

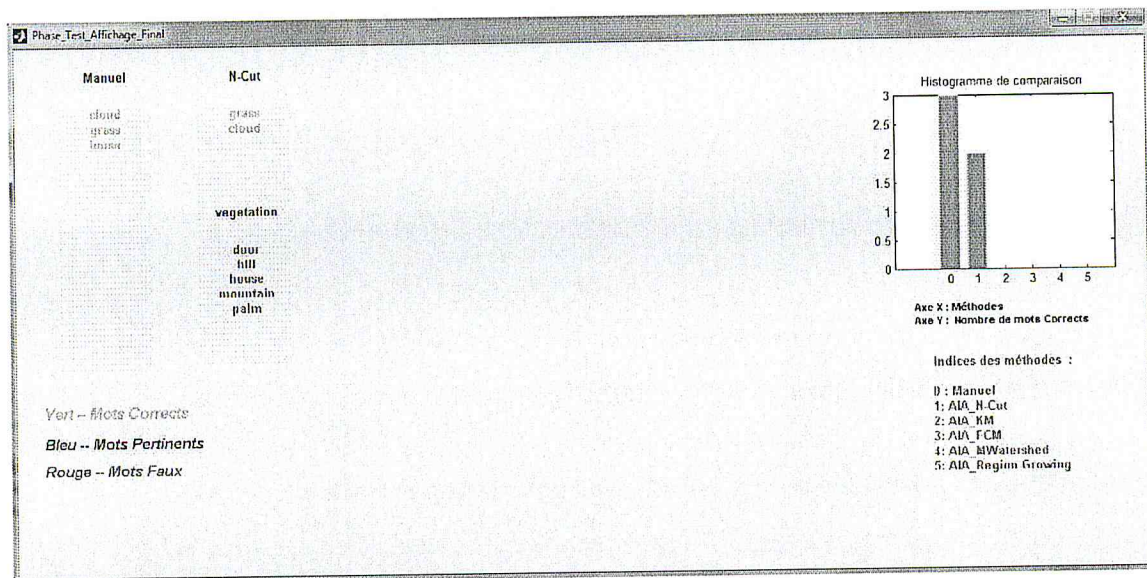


Figure 20 : Fenêtre d'affichage partiel des résultats obtenus et histogramme de comparaison

Cette fenêtre sera fermée après 5 seconds de son apparition pour terminer les méthodes restantes à exécuter.

La fenêtre suivante est celle qui s'ouvre à la fin d'exécution de toutes les méthodes :

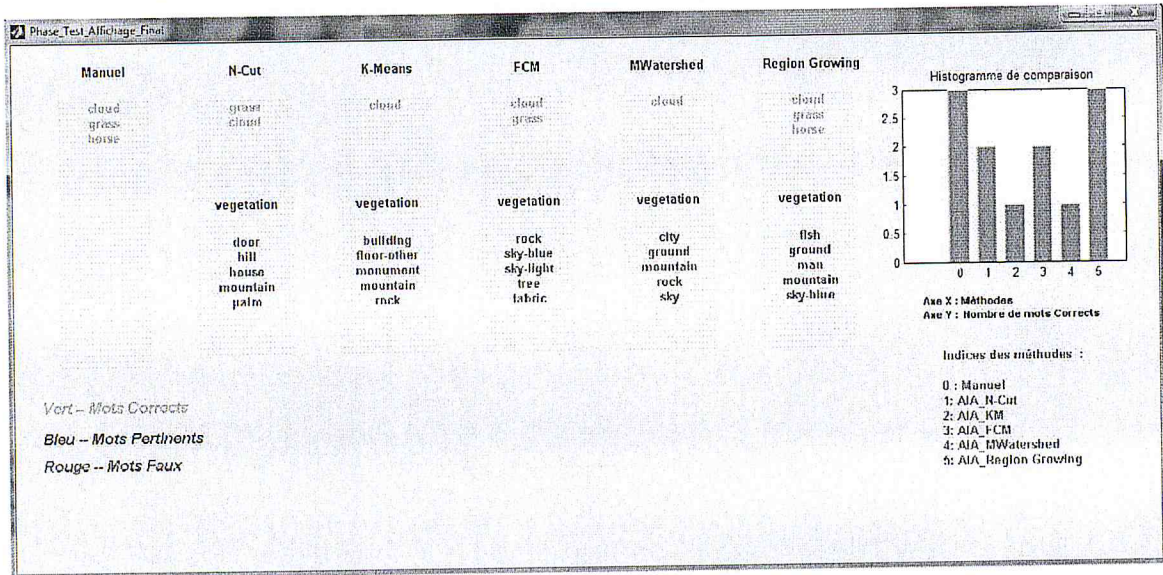
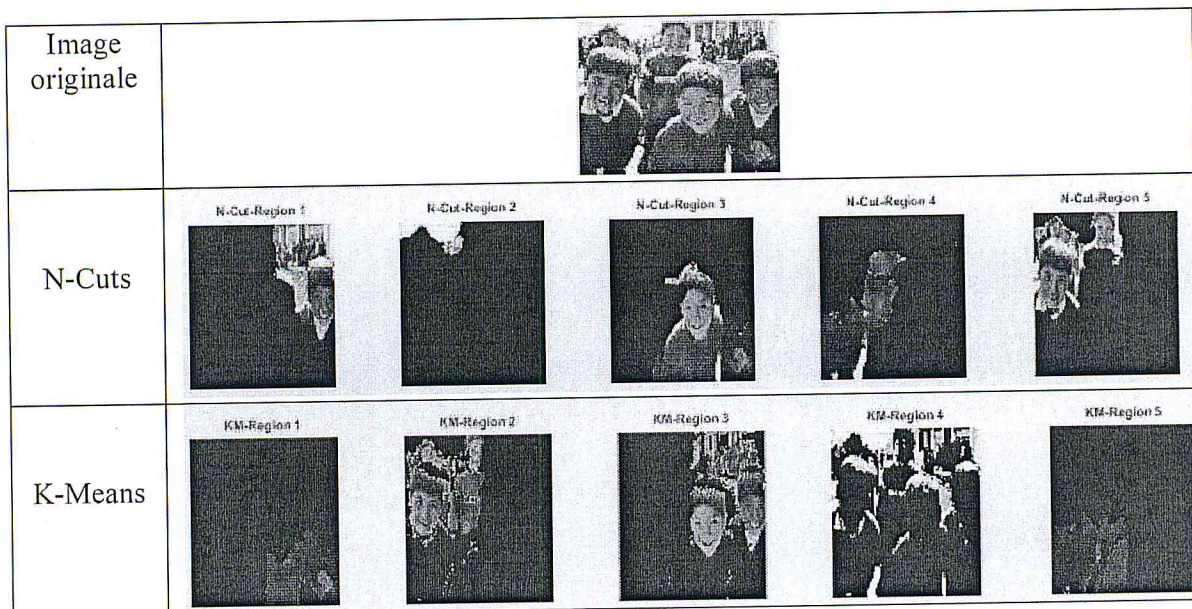


Figure 21 : Fenêtre d'affichage final des résultats obtenus et histogramme de comparaison

La prochaine figure représente une comparaison de la segmentation des images en régions avec les cinq méthodes choisies.













FCM	FCM-Region 1 	FCM-Region 2 	FCM-Region 3 	FCM-Region 4 	FCM-Region 5 
Watershed	MWatershed-Region 1 	MWatershed-Region 2 			
Region-Growing	RegGrowing-Region 1 	RegGrowing-Region 2 	RegGrowing-Region 3 		

Tableau 5 : Régions des images pour chaque méthode.

Nous pouvons remarquer que les régions diffèrent par rapport à chaque méthode de segmentation et les méthodes watershed et region-growing ne segmente pas toujours cinq régions aux minimum

5 Conclusion

Nous avons présenté à travers ce chapitre la conception et l'implémentation de système d'auto-annotation des images à base de différentes méthodes de segmentation. Nous avons choisi les méthodes de segmentation N-Cuts, K-Means , croissance de région , FCM , et ligne de partage des eaux .

Le système est composé de deux parties, apprentissage et auto-annotation d'une nouvelle image.

Nous utilisons un apprentissage sur un corpus benchmark des images annotées. Selon la méthode de segmentation choisie, le système va classifier les régions visuellement similaires dont les régions appartiennent. Pour une nouvelle image, Après la segmentation en région et l'extraction des caractéristiques , nous affectons chaque région de cette nouvelle image au blob le plus similaire pour chaque méthode de segmentation pour déduire l'annotation de cette image.

Dans le chapitre qui se suit, nous expérimentons ce système pour pouvoir comparer les méthodes de segmentation utilisées.

Chapitre 04

Tests, comparaison et validation des résultats

1. Introduction :

Dans le chapitre précédent nous avons parlé de la conception et l'implémentation de système AIA à base de différentes méthodes de segmentation.

Ce chapitre a pour but d'évaluer les différents systèmes afin de savoir qu'elle est la bonne méthode de segmentation pour l'annotation automatique d'image en effectuant des tests et comparant les résultats obtenus.

Afin d'évaluer la qualité d'annotations dans les différents systèmes, nous avons utilisé les deux mesures d'évaluation, précision et rappel.

2. Données utilisées :

L'ensemble des données qui nous allons utiliser pour réaliser le travail se compose d'un sous-ensemble d'images choisis de la collection IAPR TC-12(Benchmark) et l'ensemble des mots qui annotent ce dernier. Nous allons travailler sur des images appartenant à sept dossiers (parmi les 40 dossiers existant) contiennent 3034 images, Le tableaux suivant représente ces données:

Elément	Nombre
Images d'apprentissage	2934
Images Test	100
Mots manuel annotant les images d'apprentissage	12147
Mots manuels annotant les images de test	429

Tableau 6 : Données utilisées.

3. Temps d'exécution :

Nous avons cinq tests à réaliser avec le système AIA en utilisant les cinq méthodes de segmentation choisies. afin de distinguer entre ces systèmes, nous les avons nommé comme suit : AIA_méthodeSeg où méthodeSeg est le nom (abréviation) de la méthode avec laquelle il a segmenté (par exemple AIA_KM est le nom de system AIA qui fait la segmentation avec KM). Le tableau suivant représente le temps d'exécution du phase test pour les différents systèmes AIA. Le temps est en Heure : Minute : Seconde :

Méthode	Temps
AIA_FCM	1 :43 :07
AIA_RegGr	1 :45 :02
AIA_KM	2 :07 :37
AIA_NCut	3 :21 :50
AIA_Wat	5 :01 :13

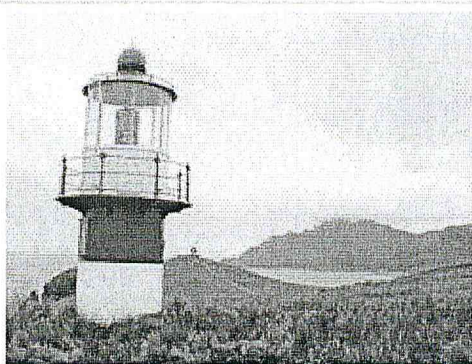
Tableau 7 : Temps d'exécution.

Nous remarquons que AIA_FCM et AIA_RegGr sont les plus rapides avec un temps inférieur à deux heures et que AIA_Watest est le plus lent avec un temps de cinq heures.

4. Exemples des résultats d'AIA test :

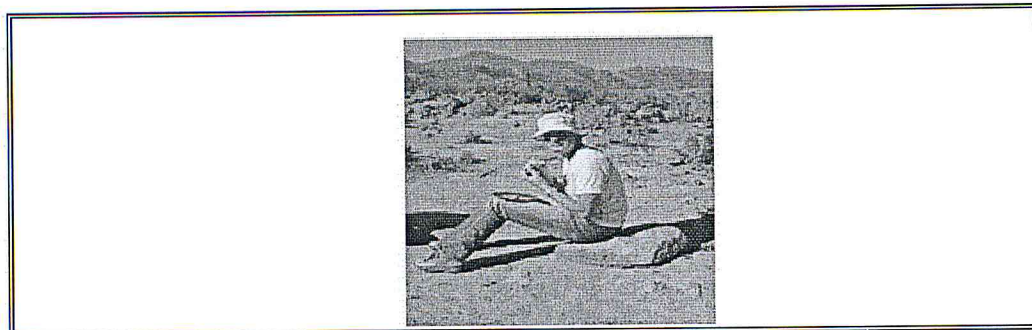
Les tableaux suivants décrivent les annotations d'un exemple de trois images de test indiquant pour chacune ses mots manuels et ses mots obtenus par le system AIA basant sur différentes méthodes de segmentation.

Dans les annotations retournées par le système, nous distinguons deux catégories de mot : les mots qui correspondent aux mots manuels, appelés mots corrects, sont mis en gras dont et les mot incorrect, qui ne correspondent à aucun des mots manuels mais peuvent être des mots pertinents(présentés en italique dans les exemples) qui sont de la famille hiérarchique des mots manuels.



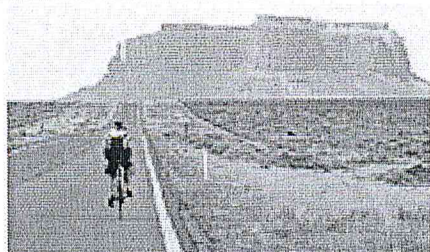
Manuel	AIA_N-Cut	AIA_KM	AIA_FCM	AIA_Wat	AIA_RegGr
grass lighthouse mountain ocean sky	sky-light tree cloud grass ground rock sky-blue trees church-interior mural-carving vegetation ice city ocean sky	building church cloud couple-of- persons fence group-of- persons mountain public-sign sky-light tree trees vegetation city grass ocean sky-blue door generic-objects ground house person sidewalk snow	grass mountain rock sky-blue sky-light trees city cloud ocean vegetation beach waves ancient- building bottle fabric flowerbed ground person group-of- persons hill road	cloud ground group-of- persons hill lake sky-blue tree trees woman building fence floor lamp sky	building city river ship sky sky-light car highway sky-blue sky-night street man saxophone wall

Tableau 8 : Exemple 01.



Manuel	N-Cut	KM	FCM	Watershed	Region Growing
bush	church	grass	child	ocean	dessert
ground	cloud	mountain	city	sky	flower
man	mountain	mural-carving	grass	sky-blue	grass
mountain	rock	sand-dessert	man	book	highway
rock	sidewalk	sky-blue	mountain	furniture	plant
sky-blue	street	trunk	ocean	ground	river
	tree	vegetation	person	hill	sand-dessert
	vegetation	rock	rock	man	sky-blue
	wall	building	sand-beach	mountain	sky-red-sunset-
	sky-blue	bush	sand-dessert	non-wooden-	dusk
	ancient-	group-of-	sky-blue	furniture	vegetation
	building	persons	sky-light	paper	building
	door	hill	stairs	person	city
	ground	river	vegetation	plant	ship
	man	sidewalk	wall	table	sky
	mural-carving	sky	wooden-	tire	man
	cactus	street	furniture	wall	sky-light
	ocean	cabin	sky	woman	trees
	sky	car	church	bottle	
	sky-light	motorcycle	door	cabin	
	boat	person	floor	child	
	city	public-sign	jewelry	fruit	
	floor	trees	public-sign	group-of-	
	grass	vehicles-with-	sky-night	persons	
	group-of-	tires	water	vegetation	
	persons		waterfall		
	hat		wood		
	kitchen-pot		statue		
	ship		street		
	woman		tree		
			building		
			cloud		
			floor-other		
			monument		

Tableau 9 : Exemple 02.



Manuel	AIA_N-Cut	AIA_KM	AIA_FCM	AIA_Wat	AIA_RegGr
grass highway man mountain sky	animal flower grass ground hill mountain person vegetation door house palm sky-light tree trees window wood cloud water car city edifice group-of- persons monument public-sign rock sky sky-blue snow street vehicles-with- tires building road	rock school-of-fishes cloud door flag generic-objects group-of- persons man ocean person plant public-sign ruin- archeological ship sidewalk sky sky-blue snow statue trees trunk vegetation wall window woman grass horse lizard mountain sky-light	cloud rock building floor mountain sky-blue statue trees flowerbed grass sky vegetation city public-sign sidewalk sky-light street tree mural-carving	bicycle cloud ground person sky-blue tire vegetation	building floor grass man public-sign sky sky-blue sky-light trees highway

Tableau 10 : Exemple 03.

5. Tests expérimentaux et discussion :

Afin d'évaluer la qualité d'annotations obtenus par différent système, nous utilisons les mesures suivantes :

✓ **Précision** : La précision est le rapport entre le nombre des mots corrects retournés et le nombre des mots retournés.

$$\text{Précision} = \text{Nombre de Mots Corrects} / \text{Nombre de mots trouvés.}$$

✓ **Rappel** : Le rappel est le rapport entre le nombre des mots corrects et le nombre des mots manuels.

$$\text{Rappel} = \text{Nombre de Mots Corrects} / \text{Nombre de mots manuel}$$

La moyenne harmonique pondérée de la précision et de rappel est le **F-Mesure** :

$$F = 2 * \text{Rappel} * \text{Précision} / (\text{Rappel} + \text{Précision})$$

L'histogramme suivant représente le nombre total des mots trouvés en appliquant les différents systèmes:

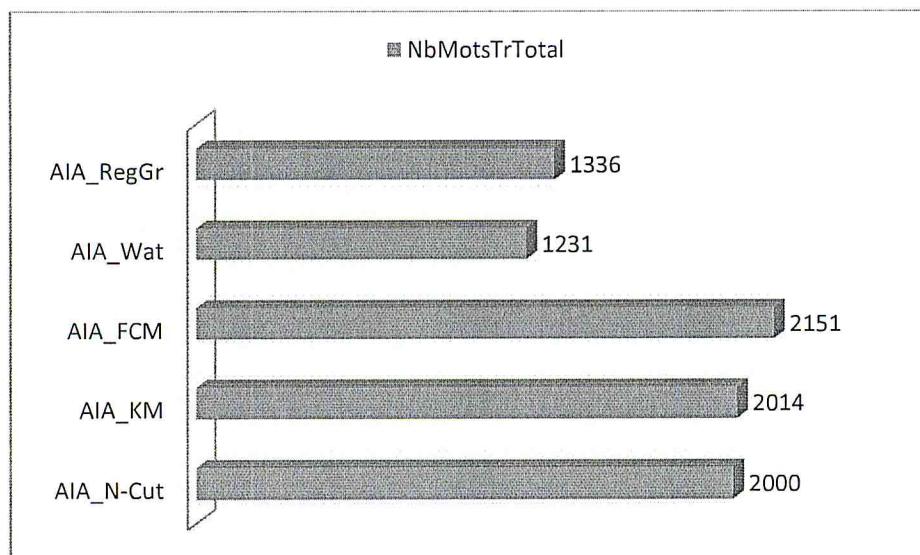


Figure 22: Histogramme de nombre de mots obtenus par chaque système.

Nous remarquons que AIA_FCM a obtenu le plus grand nombre de mots (2151) et que AIA_Wata a eu le plus petit nombre (1231 mots).

Les histogrammes suivant présentent le nombre de mots manuels (*en Bleu : NbrMotManuel*) et le nombre des mots corrects (*en rouge : NbrMotCorrect*) pour chacune des 100 images de test. Les images sont ordonnées décroissant en nombre de mots manuels.

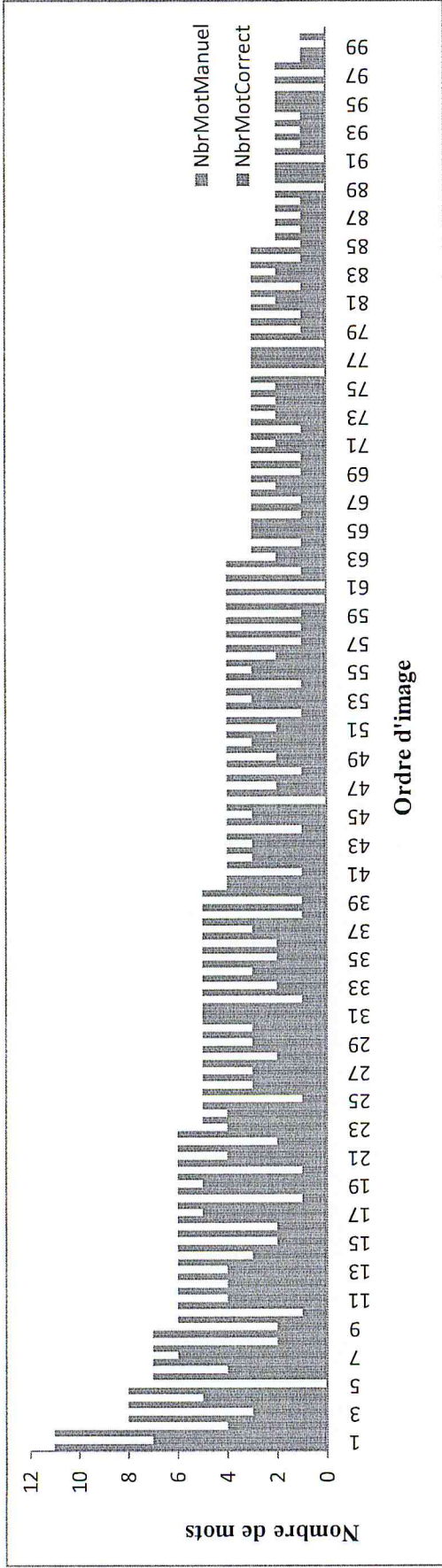


Figure 23 : Nombre de mots manuel et de mots corrects pour chacune des 100 images de test AIA_NCut.

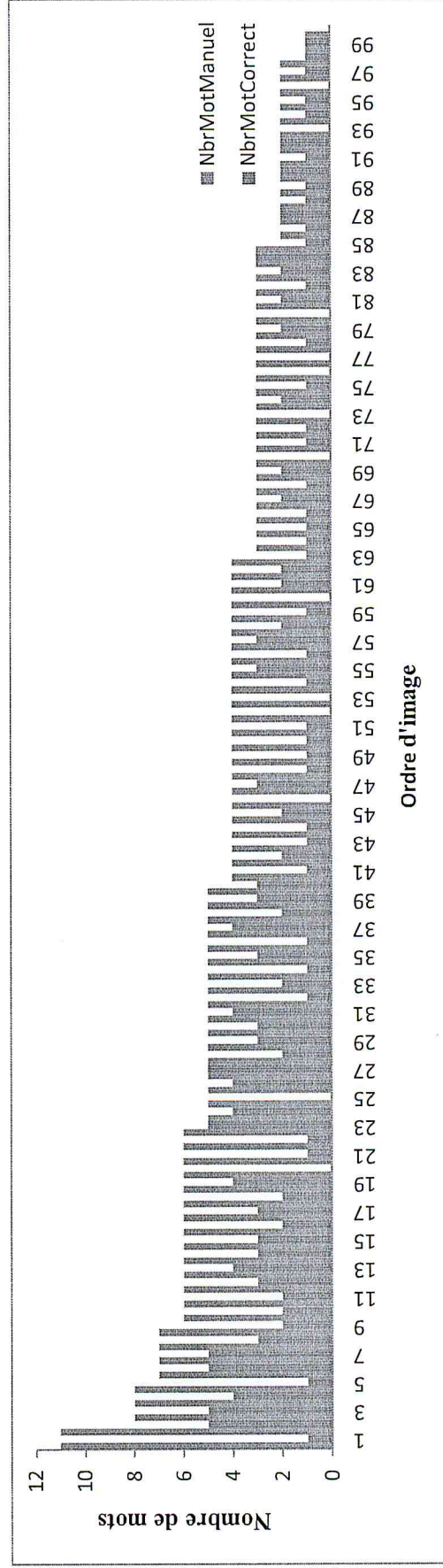


Figure 24 : Nombre de mots manuel et de mots corrects pour chacune des 100 images de test AIA_KM.

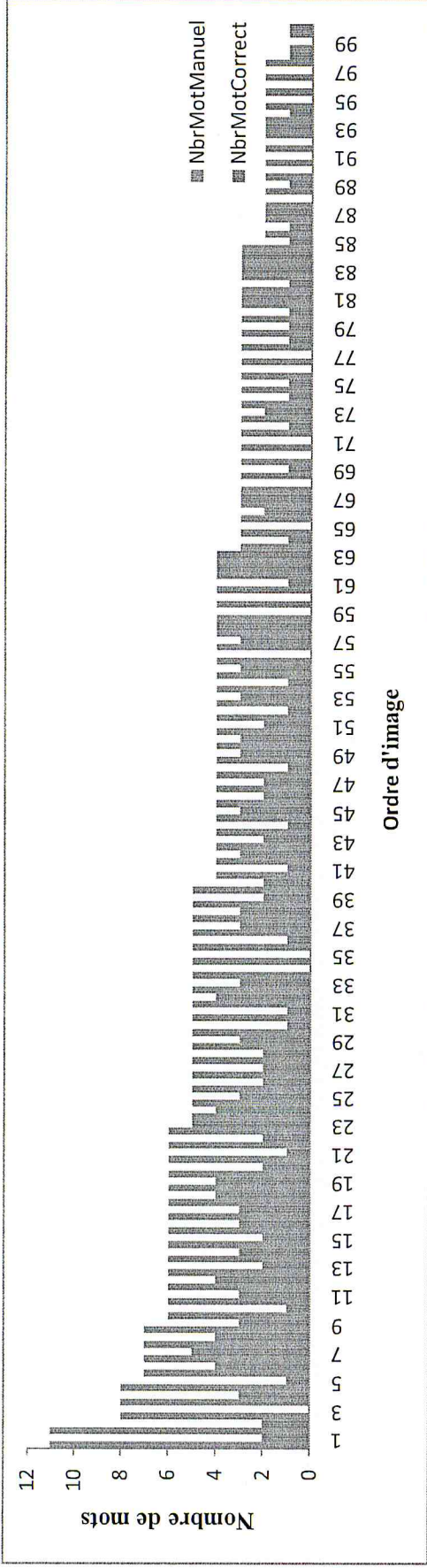


Figure 25 : Nombre de mots manuel et de mots corrects pour chacune des 100 images de test AIA_FCM.

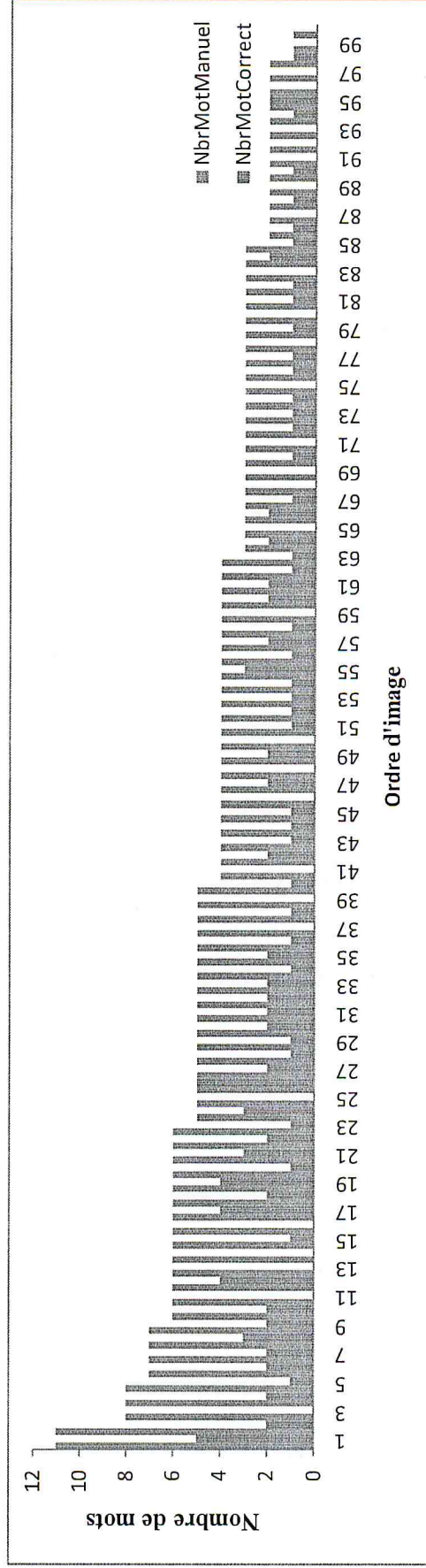


Figure 26 : Nombre de mots manuel et de mots corrects pour chacune des 100 images de test AIA_Wat.

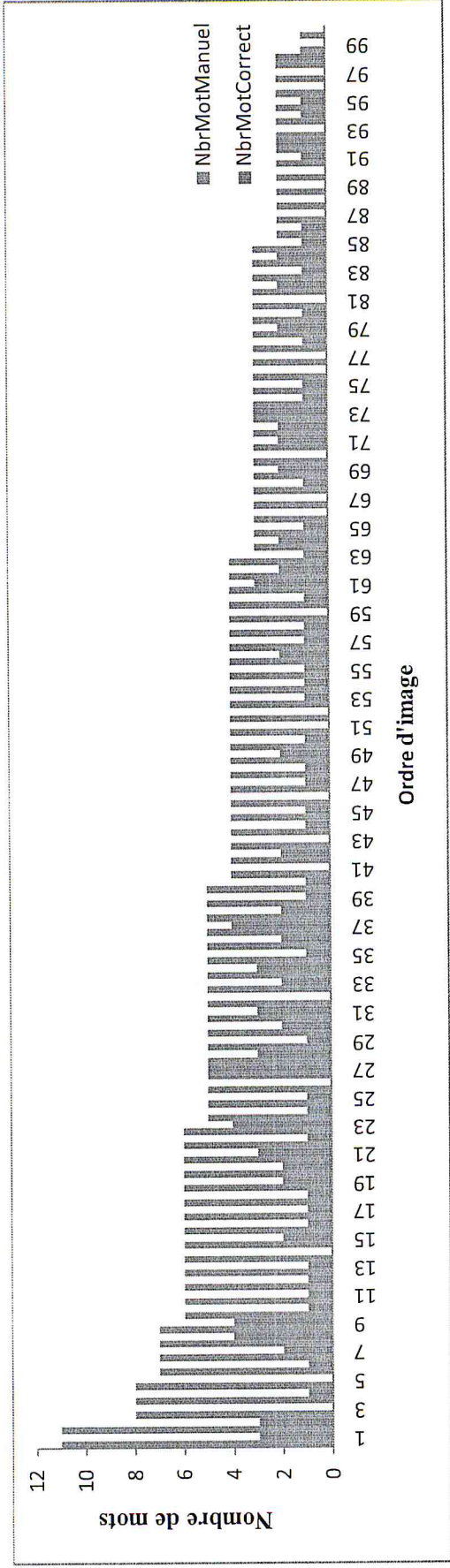


Figure 27 : Nombre de mots manuel et de mots corrects pour chacune des 100 images de test AIA_RegGr.

Pour une vision plus claire nous prenons un exemple de 10 images et voyons les résultats (nombre des mots manuel et nombre des mots corrects pour chaque system par image).

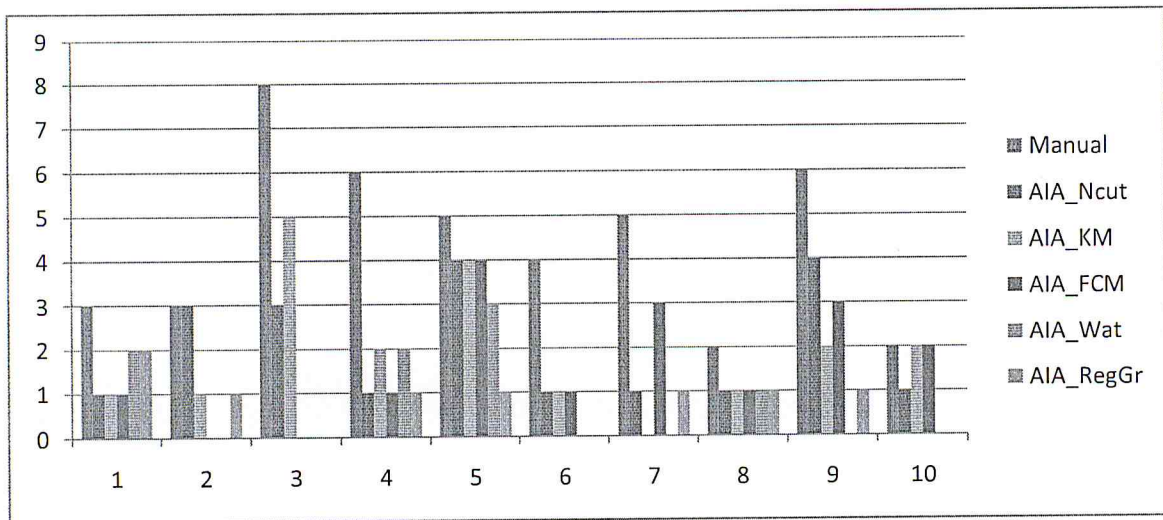


Figure 28 : Nombre de mots manuel et de mots corrects pour 10 images.

Nous voyons que AIA_NCut a retournés des bon résultats, AIA_KM et AIA_FCM aussi mais pas comme le premier, et AIA_RegGret AIA_Watont les plus mauvais résultats.

L'Histogramme suivant indique pour chaque méthode le nombre d'images qui ont obtenus un tauxappartientà un intervalle précis :

Bleu = Nombre d'images qui ont un taux Mots Corrects obtenus = 100%.

Rouge = Nombre d'images où $50\% \leq$ taux Mots Corrects obtenus $< 100\%$.

Vert = Nombre d'images où $0\% \leq$ taux Mots Corrects obtenus $< 50\%$

Violet = Nombre d'images qui ont un taux Mots Corrects obtenus = 0%.

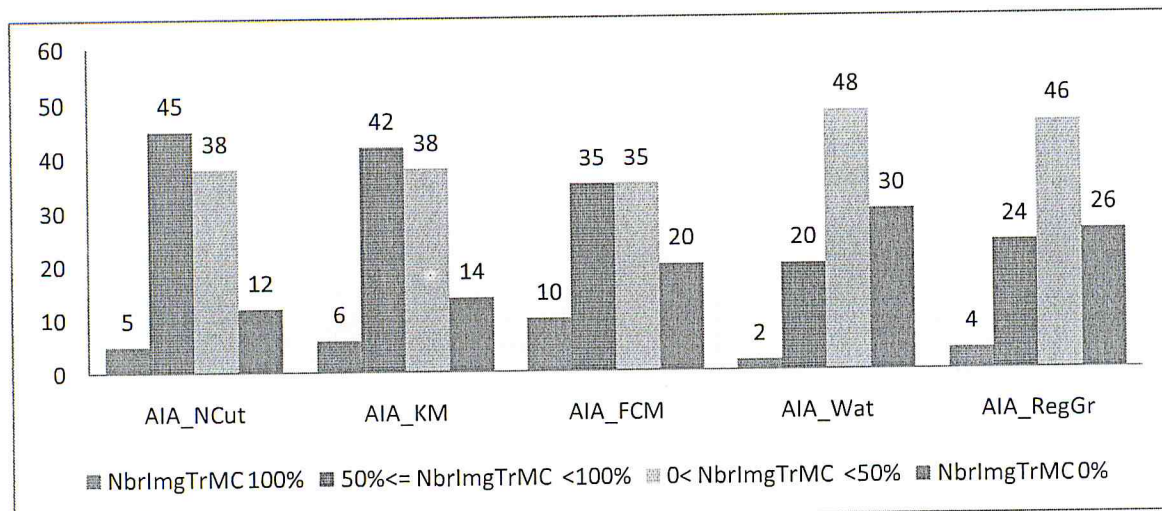


Figure 29 : Nombre d'images appartient à un intervalle de taux pour chaque méthode.

AIA_KM

- 6 images ont trouvées tous leurs mots corrects.
(Exemple : une image possède par l'annotation manuelle 4mots, après l'application de system AIA_KM sur l'image nous obtenons 10 mots parmi ces mots existe les 4 mots manuels. Nous disons qu'elle a un taux de 100% car le system a trouvé tous ses mots manuels).
- 42 images ont obtenus la moitié ou plus de leur mots manuels.
- 38 images ont obtenus moins de la moitié de leurs mot manuel et au moins un mot manuel corrects.
- 14 images n'ont trouvées aucun mot correct.

D'après l'histogramme nous remarquons les points suivants :

- AIA_FCM a eu le meilleur taux des images qui ont trouvé tous leurs mots corrects avec 10% suivie par AIA_KM, AIA_Ncut, AIA_RegGr et AIA_Wat était la dernière avec 2%.
- AIA_N-Cut a été la bonne en taux des images qui ont obtenu la moitié ou plus des mots corrects suivie par AIA_KM et AIA_FCM.
- AIA_Wat a le plus grand nombre d'images qui n'ont pas obtenu des mots corrects (ils n'ont pas été annoté automatiquement par les mots manuels), suivie par AIA_RegGr.

En ce qui concerne les deux scores de l'évaluation (précision, rappel), on donne un exemple pour mieux comprendre les choses.

Supposant que le système a retourné 22 mots par rapport à 35 (mots manuels) en totalité dont le nombre de mots corrects est 4, alors précision = $4/22 = 0.18$ et rappel = $4/35 = 0.11$.

Les courbes suivantes sont les courbes de rappel et précision pour les images de test de chaque système, nous remarquons que AIA_KM, AIA_Ncut et AIA_Fcm ont eu de bons résultats de rappel et précision pour chaque image par rapport à AIA_RegGr et AIA_Wat qui ont eu trop de valeurs nulles.

AIA_RegGr

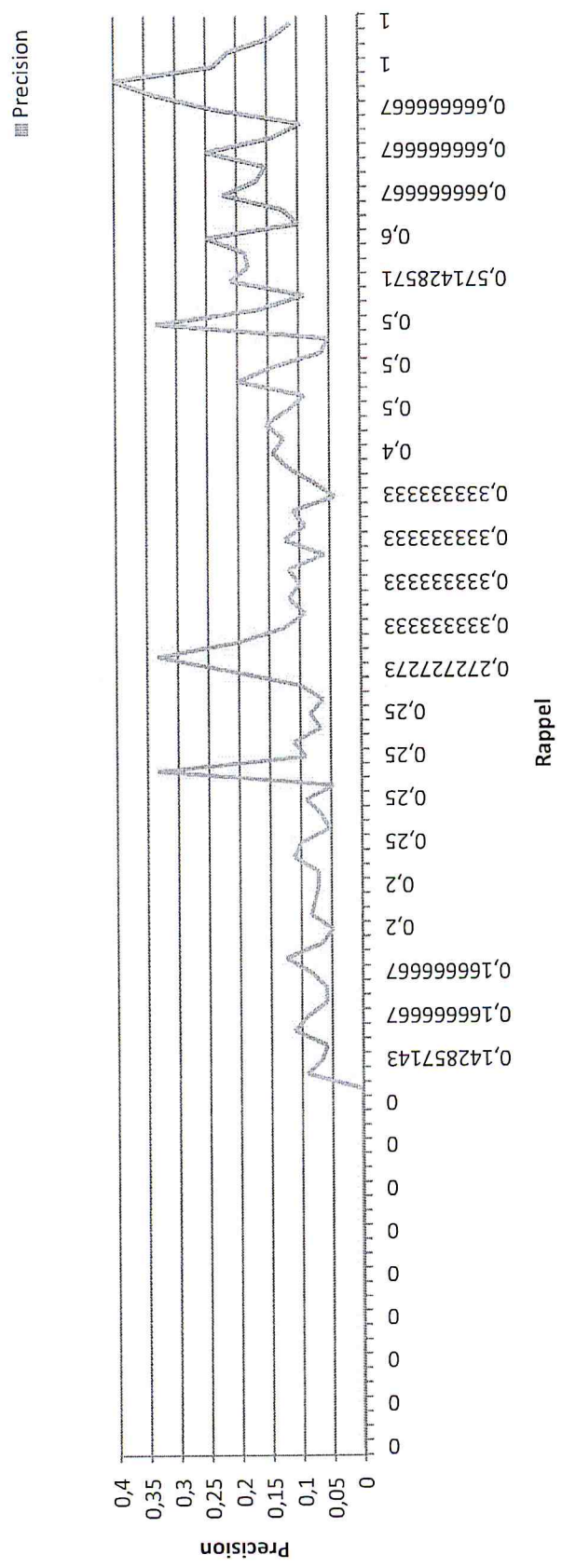


Figure 34 : Rappels et précisions AIA_RegGr.

Le tableau suivant regroupe les différents Moyennes de Rappel, Précision F-Mesure obtenus pour chaque système:

	<i>Rappel</i>	<i>Précision</i>	<i>F-Mesure</i>
AIA_NCut	0.4592	0.0985	0,1622
AIA_KM	0.4219	0.0898	0,148
AIA_FCM	0.4219	0.0841	0,1402
AIA_Wat	0.2773	0.0966	0,1432
AIA_RegGr	0.296	0.095	0,1438

Tableau 11: Comparaison des résultats.

Le nuage de points suivant exprime les Rappels et Précisions du tableau précédent :

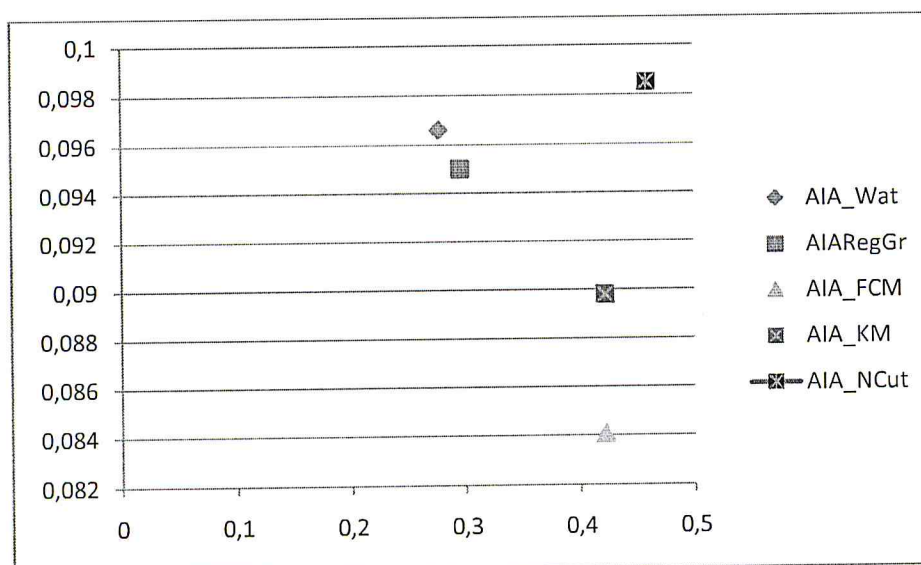


Figure 35 : Comparaison Rappels et précisions des 5 systèmes.

L'histogramme suivant représente les moyennes F-mesure des 5 systèmes :

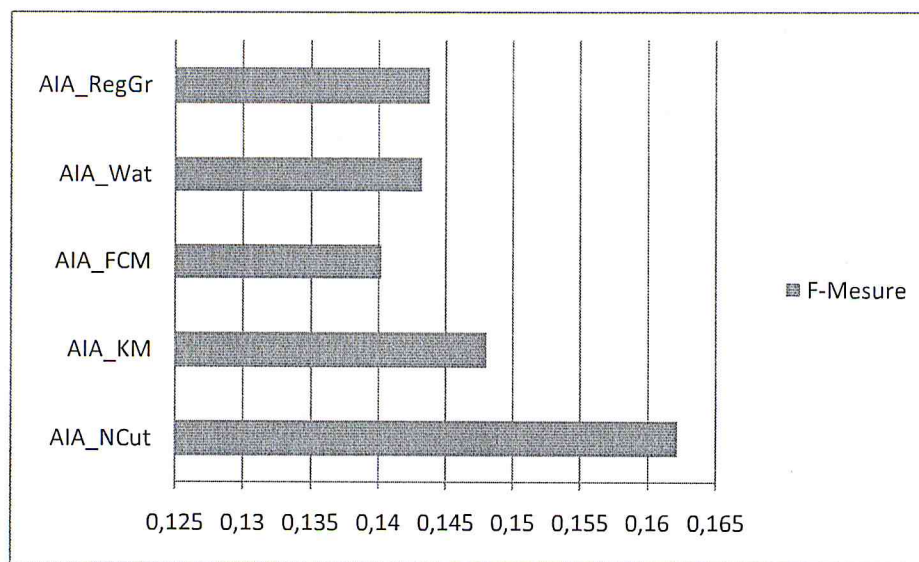


Figure 36 : Comparaison F-mesure des 5 systèmes.

Nous remarquons que les scores de rappel et précision de AIA_NCut sont les meilleurs alors que AIA_KM a obtenu un bon rappel et une moyenne précision, AIA_FCM un bon rappel et une mauvaise précision et AIA_Wat et AIA_RegGr ont des précisions bonne et des rappels mauvais.

Finalement, ces résultats obtenus montrent l'efficacité de AIA_NCut qui a les meilleurs scores suivie par AIA_KM qui a des bons résultats mais pas comme celle d'AIA_NCut et AIA_FCM, AIA_Wat et AIA_RegGr ont obtenus des résultats moins efficace.

6. Conclusion :

L'objectif de notre projet était de de faire une étude comparative sur les annotations d'images basées sur différentes techniques de segmentation, pour cela nous avons expérimenté des tests et nous avons discuté les résultats.

Dans ce chapitre nous avons présenté les données utilisées et le temps d'exécution des images de test par le système AIA ensuite nous avons aperçu des résultats puis les tests expérimentaux et discussion.

Conclusion Générale

Les bases d'images numériques connaissent un essor considérable. Leur facilité d'acquisition et de stockage les rendent très attractives pour des applications diverses. Ils en résultent une production permanente et croissante d'images numériques dans différents domaines.

Par conséquent, et pour assurer une exploitation efficace de ces bases d'images par des machines, la description de telles bases est une tâche qui s'impose. Sinon, ces images peuvent demeurer pratiquement inexploitable et impossible de les retrouver et utiliser efficacement.

L'annotation automatique des images est un domaine de recherche très actif. Elle consiste à désambiguïser et interpréter les images d'une façon qui assure leur exploitation adéquate par la machine. Cette technique consiste à assigner la sémantique à une image en associant des mots clés qui décrivent cette sémantique.

La qualité d'annotation automatique d'images dépend de plusieurs critères. Dans notre projet nous sommes intéressés à la segmentation.

La segmentation d'images est une étape importante dans l'annotation automatique d'images basé sur les régions . Nous avons présenté un survol des principales méthodes trouvées dans la littérature.

Nous avons effectué un survol de quelques travaux d'annotation automatique des images déjà existés. Chaque travail utilise une méthode de segmentation différente dans le but d'améliorer la qualité d'annotation.

Notre contribution consiste en un système d'annotation automatique d'images basé sur les régions d'images qui utilise différentes méthodes de segmentation , nous avons choisi les méthodes de segmentation N-cuts, k-means , croissance de région , FCM , et ligne de partage

des eaux . Le système est composé en deux parties, apprentissage et auto-annotation d'une nouvelle image.

Nous utilisons un apprentissage sur un corpus benchmark des images annotées. Le système commence par segmenter les images en régions avec les cinq méthodes , par la suite il classe les régions visuellement similaires dans des blobs annotés . Pour une nouvelle image, Après la segmentation en région et l'extraction des caractéristiques , nous affectons chaque région de cette image au blob correspondant et annoter l'image automatiquement .

Notre objectif principal est d'améliorer la qualité d'annotation automatique d'images par implémenté les différentes méthodes de segmentation choisies , nous avons testé le système avec un échantillon du corpus benchmark , nous avons réalisé l'apprentissage sur 2934 images et le test avec 100 images , les résultats obtenus sont comparés par rapport à les annotations manuelles , nous estimons que La méthode de segmentation N-cuts a donné des résultats prometteurs .

Nous envisageons d'améliorer notre système d'annotation automatique d'images en :

- Variant le nombre de régions d'image à segmenter
- Utilisant d'autres méthodes de segmentation (Split& Merge , Mean-Shift) et évaluer leur impact dans le système

Bibliographie :

- [1] F. Amourache, "Construction d'une ontologie pour l'annotation des CVS/Offres d'emploi", 01/12/2008.
- [2] A. Adourkane, M. Boudjelal , "Auto-annotations des images avec L'analyse de la Sémantique Latente (LSA)", Université du Sud Toulon-Var, année universitaire 2006/2007.
- [3] A.W.Smeuldres, M. worring, S. Santini, A. Gupta et R. Jain. ," Content based image retrieval at the end of the early years", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligences, December 2000.
- [4]L. Th_ lan ,"Indexation Et Recherche D'images Par Le Contenu", Mémoire de master, Institut Polytechnique De Hanoi, 2005.
- [5] A. Laoubi , "Recherche d'images sémantique basée sur la sélection automatique des concepts ", UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA ,soutenu le 19/06/2014
- [6] L. Wenyin, H. Zhang et M. Czerwinski , "Semi automatic image annotation". In Proceedings of Interact, Conference on Human-Computer Interaction (HCI), 2001.
- [7] S. Tollari , "indexation et recherche d'images par fusion d'informations textuelles et visuelles" , Université du Sud Toulon-Var, Soutenu 2006.
- [8] M. Bakalem ," Indexation textuelle sémantique pour un moteur de recherche d'images sur le web", USDB, 2010
- [9]J. Cocquerez ., Philippe S., (1995). "Analyse d'images :filtrage et segmentation". Edition Masson, Paris, France.
- [10] :M. Sonka " Digital Image Processing course ". University of Iowa <http://www.icaen.uiowa.edu/~dip/SYLLABUS/syllabus.html> visité en octobre 2015
- [11] J. Landre ," Analyse multiresolution pour la recherche et l'indexation d'images par le contenu dans les bases de données images-Application a la base d'images paléontologique" trans"Tyfipal Human-Computer Interaction. Université de Bourgogne, France .2005
- [12] S. Touhami , "Classification non supervisée de pixels d'images couleur par analyse d'histogrammes tridimensionnels" , Université d'Angers France 2005
- [13] P. Alain, "Contributions à la Classification Sémantique d'Images". Thèse de doctorat. Ecole Centrale de Lyon. 2009
- [14] N. Erzougui ," Un algorithme évolutionnaire pour la segmentation d'images basé sur le diagramme de Voronoï" , UNIVERSITE KASDI MERBAH-OUARGLA 2012.

- [15] S. Beucher, C. Lantuejoul, "Use of watersheds in contour detection". Paper presented at the Workshop on Image Processing, Rennes. 1979
- [16] A. Benabdallah, "Mise en oeuvre d'une technique automatique de segmentation de sillons corticaux", Université Abou-Bakr Belkaid, Tlemcen 2011
- [17] Y. Chahir, S. Schüpp, L. Chen "Indexation d'images utilisant une segmentation par ensembles de niveaux", GREYC I3 -UMR 6072 CNRS, Université de Caen, 14032 Caen, France, 2001
- [18] R. Echegut, "Méthodes de segmentation", Université d'Orléans, Collegium Sciences et Techniques, France. 2010
- [19] J. Desachy, "Analyse d'images", Notes de cours - version 1.3, Université des Antilles et de la Guyane, Pointe à Pitre, janvier 2001.
- [20] S. Horowitz, T. Pavlidis, "Picture segmentation by a directed split and merge procedure".
- [21] A. Desolneux, "Quelques méthodes de segmentation d'images", MAP5, Université Paris 5, <http://www.math-info.univ-paris5.fr/~calka/segmentation.pdf> visité en octobre 2015
- [22] J. Tang, P. H. Lewis, "Using Multiple Segmentations For Image Auto-Annotation", ACM 978-1-59593-733-9/07/0007, CIVR07, Amsterdam, the Netherlands, 2007
- [23] J. Shi, J. Malik, "Normalized Cuts and Image Segmentation", IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Puerto Rico, June 17-19, 1997
- [24] P. Duygulu, K. Barnard, J.F.G. de Freitas, D.A. Forsyth "object recognition as machine translation: learning a lexicon for a fixed image vocabulary", University of British Columbia, USA, 2002
- [25] F. Santos, "L'algorithme EM : une courte présentation", Université de Bordeaux, France. 2015
- [26] L. Mezreb, M. Ammour, "Segmentation de tumeurs cérébrales par coopération Level set & coupes de graphe", Université SAAD DAHLAB Blida 2012.

- [27] R. Shi ,H. Feng, T. Chua , C. Lee , " An Adaptive Image Content Representation and Segmentation Approach to Automatic Image Annotation" , School of Electrical and Computer Engineering, Georgia Institute of Technology, Atlanta, GA, USA, 2004
- [28] D. Reynolds , " Gaussian Mixture Models" , MIT Lincoln Laboratory, 244 Wood St., Lexington, MA 02140, USA , 2004
- [29] L. Condat , "Segmentation et quantification d'image rapides par mean-shift accéléré" , Laboratoire GREYC , france
- [30] S. Hamid Amiri, M. Jamzad," Automatic image annotation using semi-supervised generative modeling" , Department of Computer Engineering, Sharif University of Technology, Tehran, Iran, 2013
- [31]S.H. Amiri, M. Jamzad," Large-scale image annotation using prototype-based models", in: Proceedings of the IEEE International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA), 2011.
- [32] M. Lehamel , "Segmentation d'images texturées à partir des attributs fractals" , Département automatique , Université Mouloud Mammeri tizi-ouzou .
- [33] M. Srikanth, J. Varner, M. Bowden, D. Moldovan , " Exploiting Ontologies for Automatic Image Annotation" , Language Computer Corporation Richardson, TX, 75080 , 2005
- [34] K. Barnard , N. Shirahatti , "A method for comparing content based image retrieval methods" , Department of Computer Science, University of Arizona , 2003 .
- [35] P. Carbonetto, N. Freitas, et Kobus Barnard , "A Statistical Model for General Contextual Object Recognition" , Dept. of Computer Science, University of British Columbia , 2004
- [36] IAPR TC-12 Benchmark , internet : <http://imageclef.org/photodata>, 2008 [2016]