



**HAL**  
open science

# Mesures de Distance dans le Contexte de la Recherche d'Images par le Contenu (CBIR)

Mawloud Mosbah

► **To cite this version:**

Mawloud Mosbah. Mesures de Distance dans le Contexte de la Recherche d'Images par le Contenu (CBIR). Recherche d'information [cs.IR]. Université 20 août 1955 Skikda (Algérie), 2017. Français. NNT: . tel-02948637

**HAL Id: tel-02948637**

**<https://hal.science/tel-02948637>**

Submitted on 24 Sep 2020

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Université 20 Août 1955-Skikda

Faculté des Sciences

Département : Informatique

Ref : .....



جامعة 20 أوت 1955 سكيكدة

كلية العلوم

قسم: الإعلام الآلي

المرجع: .....

Thèse présentée en vue de l'obtention

Du diplôme de

**Doctorat en sciences**

**Informatique: Système d'information et de connaissances**

**MESURES DE DISTANCE DANS LE CONTEXTE DE LA  
RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU (CBIR)**

Présentée par :

**Mawloud MOSBAH**

Soutenue publiquement le 24/05/2017 à 9 :30

**Devant le jury composé de :**

<b>Dr. Mohamed Redjimi</b>	<b>Professeur</b>	<b>Président</b>	<b>Université 20 Août 1955 de Skikda</b>
<b>Dr. Ramdane Maamri</b>	<b>Professeur</b>	<b>Examineur</b>	<b>Université Abdelhamid Mehri de Constantine</b>
<b>Dr. Habiba Belleili</b>	<b>MCA</b>	<b>Examinatrice</b>	<b>Université Badji Mokhtar de Annaba</b>
<b>Dr. Smaine Mazouzi</b>	<b>MCA</b>	<b>Examineur</b>	<b>Université 20 Août 1955 de Skikda</b>
<b>Dr. Bachir Boucheham</b>	<b>Professeur</b>	<b>Directeur de Thèse</b>	<b>Université 20 Août 1955 de Skikda</b>

## Résumé

Vue l'importance octroyée durant ces dernières décennies à l'image numérique, existante presque dans la plupart des secteurs de la vie contemporaine (secteur de l'éducation, juridique, médical, industriel, etc.), les systèmes de recherche et d'exploration des bases d'images ont pris de l'importance et gagné de l'intérêt auprès de beaucoup de chercheurs. La consultation de la littérature montre trois grands axes consacrés à la recherche de l'image: la recherche à base du texte (TBIR), la recherche à base du contenu visuel de l'image (CBIR) et la recherche à base d'ontologies. Chronologiquement, c'est la recherche à base du texte qui a été adoptée au départ. Cependant, cette approche montre des carences assez significatives inhérentes essentiellement au *fossé sémantique* caractérisant le TBIR. Ces problèmes sont essentiellement dus aux aspects de subjectivité et la difficulté de l'annotation des images. Ces entraves ont mené à l'émergence du paradigme du CBIR. Cette approche, se base sur les caractéristiques de l'image même pour dégager des techniques de recherche et d'appariement requête-images de la base. Autrement dit, cette technique prend en compte la spécificité du contenu visuel de chaque image requête, ainsi que celui de chaque image dans la base pour établir un rapprochement entre ces deux entités. Malheureusement même l'approche CBIR, héritant les caractéristiques des deux grands domaines de recherche à savoir : la recherche d'information et la vision automatique, souffre aussi du problème du *fossé sémantique* qui rend l'utilisateur non-satisfait des résultats retournés. Plusieurs approches d'amélioration des performances des systèmes CBIR ont alors émergé. Entre autres: La fusion/combinaison de plusieurs descripteurs, la fusion/combinaison de plusieurs signatures, le reclassement des résultats et la sélection de la signature adéquate (sélection d'attributs).

Cette thèse s'inscrit dans le cadre de l'amélioration des performances d'un système CBIR via le reclassement et l'adaptation. Nous avons exploré deux pistes de reclassement comme il a été rapporté dans (Mosbah & Boucheham, 2017a) : (1) reclassement à base de pseudo contrôle de pertinence en cherchant une corrélation entre les premières images retournées et (2) reclassement par l'exploitation de l'information de contrôle de pertinence. L'adaptation, quant à elle, est élaborée sur plusieurs aspects : la région, le seuil, la mesure d'appariement et la méthode de contrôle de pertinence.

Les deux approches ont mené à des méthodes proposées : **reclassement à base de signatures** (Mosbah & Boucheham, 2014d), (Mosbah & Boucheham, 2013), (Mosbah & Boucheham, 2012a), **algorithme de vote majoritaire** (Mosbah & Boucheham, 2014a), (Mosbah & Boucheham, 2015a), **KNN incrémental** (Mosbah & Boucheham, 2014b), **adaptation de région** (Mosbah & Boucheham, 2014c), **adaptation de mesure d'appariement** (Mosbah & Boucheham, 2017c), **adaptation du seuil** (Mosbah & Boucheham, 2016a) et **adaptation de méthode de contrôle de pertinence** (Mosbah & Boucheham, 2015b) donnant des résultats encourageants et ouvrant des perspectives d'extensions

## Résumé en Langue Française

futures. Convaincus de l'importance du processus d'appariement au bon fonctionnement du système CBIR, nous avons élaboré, dans (Mosbah & Boucheham, 2017b) une étude comparative de différentes mesures d'appariement en termes de performance et de temps de réponse.

**Mots clefs:** Système de Recherche d'Images, Système de Recherche d'Images par le Contenu CBIR, Reclassement des Résultats, (Pseudo) Contrôle de Pertinence, Vote Majoritaire, Adaptation, Distance, Mesure de Similarité, Sélection de Distance.

## Abstract

Owing to the importance given, in the last recent decades, to the digital images available in most sectors of activity, image retrieval and exploration systems have gained a lot of attention and interest from many researchers. Review of literature reveals three main axes devoted to image search: text based image retrieval (TBIR), content based image retrieval (CBIR) and ontologies based image retrieval. TBIR was the first adopted image search technique. However, this approach suffers significantly due to the *semantic gap* characterizing the TBIR paradigm. These drawbacks derive mainly from the subjectivity and the difficulty of the annotation process. These difficulties lead then to the emergence of the dean new CBIR paradigm. This last approach is based on characterizing first the images (query and database) by signatures extracted directly from the images content. These characteristics are exploited in a later stage to draw a matching scheme between the query and the database. Unfortunately, this paradigm, which inherits the characteristics of computer vision and information retrieval domains, suffers itself from another kind of *semantic gap*. Indeed, there can be noticed another significant distance between the extracted low level features and the high level semantics content of the images. In that respect, many enhancement techniques for CBIR systems have been suggested during the years, like, fusion/combination of signatures, fusion/combination of descriptors, re-ranking techniques and attributes selection approach.

This thesis addresses mainly enhancement of CBIR performances through re-ranking and adaptation techniques. As reported in (Mosbah & Boucheham, 2017a), we have explored two re-ranking strategies: (1) results re-ranking using pseudo relevance feedback via looking for correlation between the first ranked images, (2) employing of relevance feedback information given by the user through his/her judgement of some returned results. The adaptation is considered through the following aspects: region adaptation, threshold adaptation, matching measure adaptation and relevance feedback adaptation.

The two considered approaches have lead to many proposed algorithms: **re-ranking based on signatures** (Mosbah & Boucheham, 2014d),(Mosbah & Boucheham, 2013),(Mosbah & Boucheham, 2012a), **MVRA** (Mosbah & Boucheham, 2014a), (Mosbah & Boucheham, Majority Voting Re-ranking Algorithm for Content Based-Image Retrieval. In Research Conference on Metadata and Semantics Research (pp. 121-131). Springer International Publishing., 2015a), **Incremental-KNN** (Mosbah & Boucheham, 2014b), **region adaptation** (Mosbah & Boucheham, Majority Voting Re-ranking Algorithm for Content Based-Image Retrieval. In Research Conference on Metadata and Semantics Research (pp. 121-131). Springer International Publishing., 2015a), **matching measure adaptation** (Mosbah & Boucheham, 2017c), **threshold adaptation** (Mosbah & Boucheham, 2016a) and **relevance feedback adaptation** (Mosbah & Boucheham, 2015b)yielding encouraging results and opening new perspectives for future extensions. Owing to the great importance of the matching process for building very effective CBIR system, we elaborated, in (Mosbah & Boucheham, 2017b), a comparative study of different matching measures in terms of effectiveness and efficiency.

## Résumé en Langue Anglaise

**Keywords:** Image Retrieval System, Content Based Image Retrieval System (CBIR), Results Re-ranking, (Pseudo) Relevance Feedback, Vote Operation, Adaptation, Distance, Similarity measure, Distance Selection.

## ملخص

لقد أدى التواجد الملحوظ للصورة الرقمية، في الآونة الأخيرة، في جل مجالات الحياة المعاصرة (كقطاع التعليم، القضاء، الطب، القطاع الصناعي) إلى ازدياد الاهتمام بتطوير أنظمة بحث خاصة بهكذا نوع من المعلومة ألا وهو المعلومة البصرية. البحث في الأدبيات العلمية يكشف وجود ثلاث مقاربات فيما يخص البحث عن الصور: المقاربة الأولى تتمثل في البحث باستعمال كلمات مفتاحية وبالاعتماد على الفهرسة النصية أما المقاربة الثانية فتعنى باستعمال المحتوى البصري للصور و مؤخرًا البحث باستعمال المصطلحات. وجود بعض المشاكل كالداتية أثناء اللجوء إلى الفهرسة النصية اليدوية و صعوبة إجراء الفهرسة النصية بطريقة آلية إلى جانب بعض المشاكل المرتبطة بالبحث النصي أدى إلى ظهور المقاربة الثانية التي تعنى بالبحث بالمحتوى.

للأسف، حتى المقاربة الثانية التي تعنى بالمحتوى تعاني من مشاكل كصعوبة إدراك المعنى الحقيقي للصور مما لا يسمح لها بتقديم النتائج المرجوة. الأمر الذي يقودنا إلى ضرورة تحسين فاعلية أنظمة البحث عن الصور الحالية.

هناك عدة طرق لتحسين مدى فاعلية الأنظمة الحالية للبحث عن الصور كاستعمال جملة من طرق الفهرسة، أو إعادة ترتيب الصور بالاعتماد على خوارزميات التعلم الآلي، أو باستعمال طرق اختيار الطريقة المثلى للفهرسة.

هذه الأطروحة تعنى بالبحث في تحسين مدى فاعلية الأنظمة الحالية للبحث عن الصور عن طريق إعادة ترتيب الصور وتطوير أنظمة تكون فيها المعالجة تكيف مع الصورة المراد البحث عن شبيهاتها. هذا التكيف يكون على مستوى: طرق الفهرسة، طرق مقارنة الصور، اختيار العتبة وحتى طرق إبداء الرأي حسب الصورة المراد البحث عن شبيهاتها. ولقد اعتمدنا طرق عديدة لإعادة الترتيب: (1) البحث عن العلاقة الموجودة بين الصور الأولى المرجعة واستعمالها في عملية إعادة الترتيب، (2) استعمال رأي المستعمل في بعض الصور المرجعة.

**الكلمات الرئيسية:** أنظمة البحث عن الصور، أنظمة البحث عن الصور باستعمال المحتوى، إعادة ترتيب النتائج، إبداء الرأي، إبداء الرأي الضمني، عملية التصويت، التكيف، قياس المسافة، قياس التقارب، اختيار طريقة قياس المسافة.

*A mes chers parents :*

*Hocine et Zina*



## Remerciement

### *Remerciements*

*Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de thèse M. Bachir BOUCHEHAM, Professeur à l'université 20 Août 1955 de Skikda, pour avoir initié et guidé ce travail.*

*Je tiens aussi à adresser tous mes remerciements à Monsieur Mohamed REDJIMI, Professeur à l'université 20 Août 1955 de Skikda, pour avoir accepté de présider le jury de cette thèse. J'adresse également tous mes remerciements à Madame Habiba BELLELLI, Maitre de conférences à l'université Badji Mokhtar de Annaba, Monsieur Ramdane Maamri, Professeur à l'université Abdelhamid Mehri de Constantine et Monsieur Smaine Mazouzi, Maitre de conférences à l'université 20 Août 1955 de Skikda, d'avoir bien voulu examiner mes travaux de thèse et en acceptant de faire partie du jury de soutenance.*

*Je tiens aussi à exprimer mes vifs remerciements à mes parents, à toute ma famille et à tous mes amis surtout Fateh et Adel pour leur soutien moral très précieux et inestimable tout au long de la préparation de cette thèse.*

# Table des Matières

<b>1</b>	<b>CHAPITRE 01 INTRODUCTION GENERALE .....</b>	<b>15</b>
1.1	CONTEXTE ET MOTIVATIONS.....	16
1.1	OBJECTIFS PRINCIPAUX DES TRAVAUX.....	17
1.2	CONTRIBUTIONS.....	17
1.3	ORGANISATION DU MANUSCRIT.....	18
<b>2</b>	<b>CHAPITRE 02 RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU: NOTIONS DE BASE.....</b>	<b>19</b>
2.1	INTRODUCTION .....	20
2.2	SYSTEME DE RECHERCHE D'INFORMATION.....	20
2.3	SYSTEME DE RECHERCHE D'IMAGES .....	21
2.3.1	<i>L'approche à base du texte .....</i>	<i>22</i>
2.3.2	<i>L'approche de recherche à base d'ontologies .....</i>	<i>23</i>
2.3.3	<i>L'approche de recherche à base de contenu .....</i>	<i>23</i>
2.4	SYSTEME DE RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU .....	23
2.4.1	<i>L'attribut de bas niveau Forme .....</i>	<i>25</i>
2.4.2	<i>L'attribut de bas niveau Texture.....</i>	<i>26</i>
2.4.3	<i>L'attribut de bas niveau Couleur .....</i>	<i>26</i>
2.5	LES PROBLEMES DU FOSSE SENSORIEL ET DU FOSSE SEMANTIQUE .....	40
2.6	VERS L'AMELIORATION DE LA PERFORMANCE D'UN SYSTEME CBIR .....	40
2.7	CONCLUSION .....	41
<b>3</b>	<b>CHAPITRE 03 AMELIORATION DE LA PERFORMANCE D'UN SYSTEME CBIR.....</b>	<b>42</b>
3.1	INTRODUCTION .....	43
3.2	CONTROLE DE PERTINENCE .....	43
3.2.1	<i>Les algorithmes de reclassement à base de contrôle de pertinence .....</i>	<i>44</i>
3.3	PSEUDO CONTROLE DE PERTINENCE .....	50
3.3.1	<i>Les algorithmes de reclassement à base de pseudo contrôle de pertinence.....</i>	<i>50</i>
3.4	L'ADAPTATION DES SYSTEMES INFORMATIQUES ET L'ADAPTATION DANS LE DOMAINE CBIR .....	53
3.4.1	<i>Définitions de l'adaptation.....</i>	<i>54</i>
3.4.2	<i>L'adaptation dans le domaine CBIR.....</i>	<i>55</i>
3.5	CONCLUSION .....	55
<b>4</b>	<b>CHAPITRE 04 CONTRIBUTION POUR L'AMELIORATION DES PERFORMANCES D'UN SYSTEME CBIR PAR LE RECLASSEMENT.....</b>	<b>56</b>
4.1	INTRODUCTION .....	57

# Table des Matières

4.2	APPROCHE DE RECLASSEMENT A BASE DE SIGNATURES.....	57
4.3	APPROCHE A BASE DE VOTE MAJORITAIRE ( <i>MVRA : MAJORITY VOTING RE-RANKING ALGORITHM</i> ).....	58
4.4	L'ALGORITHME KNN INCREMENTAL .....	60
4.5	RESULTATS EXPERIMENTAUX .....	60
4.6	CONCLUSION .....	65
<b>5</b>	<b>CHAPITRE 05 CONTRIBUTION POUR L'AMELIORATION DES PERFORMANCES D'UN SYSTEME CBIR PAR L'ADAPTATION A BASE DE SELECTION .....</b>	<b>66</b>
5.1	INTRODUCTION .....	67
5.2	LE PARADIGME DE SELECTION .....	68
5.3	ADAPTATION DE REGION .....	69
5.4	ADAPTATION DU SEUIL.....	70
5.5	ADAPTATION DE LA MESURE D'APPARIEMENT .....	71
5.6	ADAPTATION DE LA METHODE DE CONTROLE DE PERTINENCE .....	72
5.7	RESULTATS EXPERIMENTAUX .....	73
5.8	CONCLUSION .....	81
	CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES .....	82
	BIBLIOGRAPHIE.....	83

# Abréviations

**CBIR** : CONTENT-BASED IMAGE RETRIEVAL (LA RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU).

**TBIR** : TEXT-BASED IMAGE RETRIEVAL (LA RECHERCHE D'IMAGE A BASE DU TEXTE).

**QBIC** : LE SYSTEME QUERY BY IMAGE CONTENT.

**SVM** : SUPPORT VECTOR MACHINE (MACHINE A VECTEUR SUPPORT).

**IHM** : INTERFACE HOMME MACHINE.

**SMA** : SYSTEME MULTI-AGENTS.

**CCV** : COLOR COHERENT VECTOR (VECTEUR DE COHERENCE DE COULEUR).

**HACM** : HIERARCHICAL CLUSTERING METHOD (LA METHODE HIERARCHIQUE DE CLUSTERING).

**MVRA** : MAJORITY VOTING RE-RANKING ALGORITHM (ALGORITHME DE RECLASSEMENT A BASE DE VOTE MAJORITAIRE).

**KNN** : K NEAREST NEIGHBORS (L'ALGORITHME DE K PLUS PROCHES VOISINS).

**RNA** : RESEAU DE NEURONES ARTIFICIELS.

**LCHS** : L'HISTOGRAMME LOCAL DE L'IMAGE QUI EST LE PLUS PROCHE DE TOUS LES HISTOGRAMMES LOCAUX DE LA REQUETE IMAGE (LCHS).

**LCHM** : UN HISTOGRAMME LOCAL IMAGINAIRE DONT LA DISTANCE AVEC CELLE DE LA REQUETE IMAGE EST LA DISTANCE MOYENNE ENTRE TOUS LES HISTOGRAMMES LOCAUX (LCHM).

**LCHR** : L'HISTOGRAMME LOCAL QUI EST LE PLUS PROCHE DE TOUS LES HISTOGRAMMES DES AUTRES REGIONS DANS LA MEME IMAGE (LCHR).

**SFS** : SEQUENTIAL FORWARD SELECTION (ALGORITHME DE SELECTION SEQUENTIELLE EN AVANT).

# Liste des Figures

FIGURE 1 ARCHITECTURE GENERALE D'UN SYSTEME DE RECHERCHE D'INFORMATION. ....	21
FIGURE 2 INDEXATION D'UN DOCUMENT.....	24
FIGURE 3 ARCHITECTURE FONCTIONNELLE D'UN SYSTEME DE RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU .....	25
FIGURE 4 CLASSIFICATION DES DESCRIPTEURS DE FORMES 2D. ....	26
FIGURE 5 LES COORDONNEES DU SYSTEME RGB. ....	27
FIGURE 6 REPRESENTATION DE L'ESPACE XYZ. ....	28
FIGURE 7 LE MODELE DE COULEUR HSV ET SES COORDONNES.....	30
FIGURE 8 UNE IMAGE ET SON HISTOGRAMME GLOBAL CORRESPONDANT.....	31
FIGURE 9 DEUX IMAGES SEMANTIQUEMENT DIFFERENTES AVEC LE MEME HISTOGRAMME GLOBAL.....	31
FIGURE 10 TROIS IMAGES ET LEUR CCV ASSOCIEES. ....	32
FIGURE 11 UNE IMAGE PARTITIONNEE EN 2x2 CELLS ET SES CCH, CELL-CCV CORRESPONDANTS. ....	33
FIGURE 12 ILLUSTRATION D'UN CORRELOGRAMME SIMPLE. ....	34
FIGURE 13 QUELQUES IMAGES DE LA BASE COREL .....	38
FIGURE 14 QUELQUES IMAGES REPRESENTANT LES 10 CLASSES DE LA BASE DE WANG. ....	38
FIGURE 15 QUELQUES IMAGES DE LA BASE MIRFLICKR-25000. ....	39
FIGURE 16 QUELQUES IMAGES DE LA BASE COIL.....	39
FIGURE 17 LA FRONTIERE DES PROCHES VOISINS ENTRE DEUX CLASSES. ....	45
<b>FIGURE 18 PSEUDO CODE DE L'ALGORITHME KNN. ....</b>	<b>46</b>
FIGURE 19 STRUCTURE D'UN RESEAU DE NEURONES.....	47
FIGURE 20 SVM BINAIRE. ....	47
FIGURE 21 UN EXEMPLE D'UN ARBRE DE DECISION. ....	48
FIGURE 22 ORGANIGRAMME DE L'ALGORITHME K-MEANS. ....	52
FIGURE 23 UN EXEMPLE D'UN DENDROGRAMME. ....	52
FIGURE 24 SCHEMA D'UNE CARTE AUTO-ORGANISATRICE.....	53
FIGURE 25 L'ALGORITHME A BASE DE VOTE MAJORITAIRE (VERSION 1). ....	59
FIGURE 26 L'ALGORITHME A BASE DE VOTE MAJORITAIRE (VERSION 2). ....	59
FIGURE 27 PSEUDO CODE DE L'ALGORITHME KNN INCREMENTAL.....	60
FIGURE 28 MOYENNE PRECISION/RAPPEL POUR LE RECLASSEMENT PAR L'UTILISATION D'UNE AUTRE SIGNATURE. ....	61
FIGURE 29 LA MOYENNE PRECISION/RAPPEL AVANT ET APRES RECLASSEMENT PAR L'ALGORITHME DE VOTE MAJORITAIRE. ....	61
FIGURE 30 LA MOYENNE PRECISION/RAPPEL APRES RECLASSEMENT PAR LA METHODE DE CLUSTERING HIERARCHIQUE UTILISANT PLUSIEURS METHODES DE CLASSEMENT. ....	62
FIGURE 31 LA MOYENNE PRECISION/RAPPEL APRES RECLASSEMENT PAR K-MEANS UTILISANT PLUSIEURS METHODES DE CLASSEMENT .....	62
FIGURE 32 LA COMPARAISON ENTRE LA METHODE DE CLUSTERING HIERARCHIQUE, K-MEANS ET LA METHODE DE VOTE MAJORITAIRE EN TERMES DE LA MOYENNE PRECISION/RAPPEL. ....	62

## Liste des Figures

FIGURE 33 KNN INCREMENTAL VS. AUTRES TECHNIQUES A BASE DE CONTROLE DE PERTINENCE. ....	63
FIGURE 34 LA MOYENNE PRECISION/RAPPEL DE QUELQUES METHODES D'AMELIORATION DE PERFORMANCE A BASE DE PSEUDO CONTROLE DE PERTINENCE.....	63
FIGURE 35 COMPARAISON DE QUELQUES METHODES D'AMELIORATION DE PERFORMANCE A BASE DE PSEUDO CONTROLE DE PERTINENCE EN TERMES DE CONCEPT D'UTILITE.....	64
FIGURE 36 MOYENNE PRECISION/RAPPEL POUR QUELQUES METHODES A BASE DE CONTROLE DE PERTINENCE.....	64
FIGURE 37 COMPARAISON DE QUELQUES METHODES D'AMELIORATION DE PERFORMANCE A BASE DE CONTROLE DE PERTINENCE EN TERMES DE CONCEPT D'UTILITE.....	65
FIGURE 38 ARCHITECTURE DU SYSTEME CBIR ADAPTATIF PROPOSE. ....	67
FIGURE 39 PSEUDO CODE DE L'ALGORITHME SFS.....	69
FIGURE 40 IMAGES SEGMENTEES EN TROIS BLOCKS.....	70
FIGURE 41 L'ALGORITHME SOFT-COMPUTING-THRESHOLD.....	70
FIGURE 42 L'ALGORITHME CLOUD-COMPUTING-THRESHOLD.....	71
FIGURE 43 ARCHITECTURE GENERALE DE L'APPROCHE D'ADAPTATION DE MESURE D'APPARIEMENT.....	72
FIGURE 44 L'ALGORITHME DE SELECTION ADOPTEE LORS DE L'ADAPTATION DE LA METHODE DE CONTROLE DE PERTINENCE.....	73
FIGURE 45 LA MOYENNE PRECISION/RAPPEL POUR LES MESURES DE SIMILARITE CONSIDEREES (RUZ :RUZICKA, ROB :ROBERTS, MOT :MOTYKA, COS : COSINE).....	75
FIGURE 46 COMPARAISON DE PERFORMANCE ENTRE LES MESURES DE SIMILARITE CONSIDEREES EN TERMES DE CONCEPT D'UTILITE. .	76
FIGURE 47 LA MOYENNE PRECISION/RAPPEL DES MESURES DE DISTANCE CONSIDEREES (EU: EUCLIDIENNE, SOR: SORENSEN, KUL: KULCZUNSKY, SOE: SOERTEL, CHEB: CHEBYSHEV, MAN: MANHATTAN, SQUAR: SQUARED, MAHA: MAHALANOBIS, CAN: CANBERRA).....	76
FIGURE 48 COMPARAISON DE PERFORMANCE ENTRE LES MESURES DE DISTANCE CONSIDEREES EN TERMES DE CONCEPT D'UTILITE....	77
FIGURE 49 LA MOYENNE PRECISION/RAPPEL DES MESURES DE QUASI-DISTANCES CONSIDEREES (NEY_X2: NEYMAN $X^2$ , SEP: SEPARATION).....	77
FIGURE 50 COMPARAISON DE LA PERFORMANCE ENTRE LES MESURES DE QUASI-DISTANCES CONSIDEREES EN TERMES DE CONCEPT D'UTILITE.....	77
FIGURE 51 PRECISION/RAPPEL POUR CHAQUE CLASSE DE LA BASE DE WANG APRES L'APPLICATION DU SFS A BASE DE CONTROLE DE PERTINENCE.....	79
FIGURE 52 SFS VS. LES MEILLEURES MESURES D'APPARIEMENT EN TERMES DE PRECISION/RAPPEL.....	79
FIGURE 53 SFS VS. LES MEILLEURES MESURES D'APPARIEMENT EN TERMES DE CONCEPT D'UTILITE.....	79
FIGURE 54 LA MOYENNE PRECISION/RAPPEL POUR LES METHODES DE CONTROLE DE PERTINENCE CONSIDEREES VS. L'APPROCHE AVEC SELECTION.....	80
FIGURE 55 LES METHODES DE CONTROLE DE PERTINENCE VS. L'APPROCHE AVEC SELECTION EN TERMES DE CONCEPT D'UTILITE.....	81

## Liste des Tableaux

TABLEAU 1 PRECISION/RAPPEL LORS DE L'ADAPTATION DE REGION DANS LE CAS D'HISTOGRAMME LOCAL.....	74
TABLEAU 2 DES SCENARIOS PROPOSES POUR LA SELECTION DE L'HISTOGRAMME LOCAL. ....	74
TABLEAU 3 PRECISION/RAPPEL DANS LE CAS DE L'ADAPTATION DU SEUIL.....	75
TABLEAU 4 CORRESPONDANCE ENTRE LA CLASSE DE LA REQUETE ET LA MESURE D'APPARIEMENT ADEQUATE. ....	78
TABLEAU 5 LES VALEURS DE PRECISION/RAPPEL POUR CHAQUE CLASSE DE REQUETE APRES L'APPLICATION DU SFS. ....	78
TABLEAU 6 MOYENNE DE PRECISION/RAPPEL POUR LES MEILLEURES MESURES D'APPARIEMENT VS. SFS.....	78

# **Chapitre 01 Introduction Générale**



# Chapitre 01

## 1.1 Contexte et motivations

Vue l'importance octroyée, durant ces dernières décennies, à l'image numérique existante presque dans la plupart des secteurs de la vie contemporaine (secteur de l'éducation, juridique, médical, industriel, etc.), les systèmes de recherche et d'exploration des bases d'images ont pris de l'importance et gagné de l'intérêt auprès de beaucoup de chercheurs. La consultation de la littérature montre trois grands axes consacrés à la recherche de l'image: la recherche à base du texte (TBIR), la recherche à base du contenu visuel de l'image (CBIR) et la recherche à base d'ontologies. Chronologiquement, c'est la recherche à base du texte qui a été adoptée au départ. Cependant, cette approche montre des carences assez significatives inhérentes essentiellement au *fossé sémantique* caractérisant le TBIR. Ces problèmes sont essentiellement dus aux aspects de subjectivité et la difficulté de l'annotation des images. Ces entraves ont mené à l'émergence du paradigme du CBIR. Cette approche, se base sur les caractéristiques de l'image même pour dégager des techniques de recherche et d'appariement requête-images de la base. Autrement dit, cette technique prend en compte la spécificité du contenu visuel de chaque image requête, ainsi que celui de chaque image dans la base pour établir un rapprochement entre ces deux entités. Malheureusement même l'approche CBIR, héritant les caractéristiques de deux grands domaines de recherche à savoir : la recherche d'information et la vision automatique, souffre aussi du problème du *fossé sémantique* qui rend l'utilisateur non-satisfait des résultats retournés.

Cependant et depuis son apparition, la recherche d'images par le contenu ne cesse de s'étendre en englobant de plus en plus des nouvelles méthodes et techniques pouvant contribuer à mieux satisfaire le besoin visuel de l'utilisateur. Malgré le fait que le domaine CBIR soit devenu vraiment un domaine très actif vu le nombre croissant de publications enregistrées et la croissance de sa communauté, nous nous sentons encore non satisfaits, en tant qu'usagers, des résultats retournés par de tels systèmes. Les raisons qui sont à l'origine de cette non-satisfaction envers la performance des systèmes CBIR sont multiples. Au-delà du problème majeur du fossé sémantique lié à la nature des systèmes CBIR, un autre problème lié cette fois-ci à la nature de l'opération de la recherche d'images elle-même exigeant un certain niveau de perception du contenu visuel, difficile à cerner automatiquement.

Une façon intuitive pour que le système CBIR satisfasse mieux l'utilisateur est de réduire l'écart entre le jugement de pertinence des résultats aux yeux de l'utilisateur et la pertinence des résultats selon le système. Pour ce faire, une approche intéressante est d'inclure l'utilisateur dans le processus de la recherche en concevant des systèmes CBIR interactifs. L'interactivité est assurée par un mécanisme connu sous le nom de contrôle de pertinence (Feedback). Ce mécanisme permet de donner la possibilité à l'utilisateur d'évaluer les résultats retournés par le système en jugeant leur pertinence. C'est sur cette base que le système CBIR va apprendre en ajustant son comportement, adaptant sa configuration et jumelant sa représentation interne du besoin visuel à satisfaire. Dans ce cadre, nous nous intéressons dans cette thèse à l'amélioration de la performance d'un système de recherche

# Chapitre 01

d'images par le contenu à travers le reclassement et l'adaptation intégrant le jugement de l'utilisateur notamment l'adaptation de la mesure d'appariement au moyen du paradigme de sélection. Dans la section suivante, nous détaillons les objectifs principaux de la thèse.

## 1.1 Objectifs principaux des travaux

L'objectif de la thèse s'inscrit dans le cadre de l'amélioration de la performance d'un système de recherche d'images par le contenu. L'amélioration requiert intuitivement l'intervention dans l'un des trois processus constituant un système CBIR en l'occurrence: le processus d'indexation, le processus d'interrogation et celui de mise en correspondance.

Sur le plan indexation, l'amélioration peut se faire par la proposition d'une méthode d'indexation plus significative qui maintient autant que possible la sémantique de l'image de façon plus compacte. Pour l'interrogation, elle peut se faire à travers un langage d'interrogation plus riche et plus expressif permettant à l'utilisateur de s'exprimer de façon naturelle. L'amélioration du composant de mise en correspondance consiste à faire émerger une formule d'appariement capable de mesurer la similarité des images sur le plan sémantique. Il est généralement admis, dans le milieu des utilisateurs, qu'il n'existe pas pratiquement un système CBIR parfait. En effet, un système CBIR qui peut donner de bons résultats avec une certaine requête peut ne pas maintenir la même performance avec d'autres requêtes. Ce constat nous mène alors, à titre d'amélioration, de penser à construire un système CBIR qui s'adapte en fonction de la requête de l'utilisateur.

L'amélioration de performance d'un système CBIR suggère, pour nous, alors un nouveau classement des résultats qui élimine le bruit et améliore le classement des images pertinentes. Chercher un nouveau meilleur classement nécessite soit un ajustement du comportement du système ou une transformation de la requête originale. Pour ce faire, il y a deux alternatives: soit permettre au système de faire un apprentissage sur les premières images retournées en cherchant les corrélations pouvant exister ou d'impliquer l'utilisateur dans le processus de la recherche à l'aide de son information de contrôle de pertinence.

Dans ce cadre, nous avons développé des techniques d'amélioration de la performance d'un système CBIR par le reclassement des résultats et un processus d'adaptation. Ces deux processus se basent principalement sur l'information de (pseudo) contrôle de pertinence.

## 1.2 Contributions

Dans le cadre de l'amélioration de la performance des systèmes CBIR, nous avons pu contribuer par des travaux et des propositions qui peuvent être catégorisés en deux classes : le reclassement des images retournées et l'adaptation des paramètres du système (adaptation de paramètres d'algorithmes existants, adaptation de la mesure d'appariement par un nouveau processus de sélection de distance et adaptation même de la méthode de contrôle de pertinence). Les deux catégories se basent en général sur le jugement de l'utilisateur.

Pour le reclassement des résultats, il y a deux alternatives : reclassement avant visualisation des résultats à l'utilisateur et reclassement après visualisation. La première alternative se

# Chapitre 01

base sur un apprentissage qui s'effectue sur les premières images retournées alors que la deuxième alternative s'appuie sur l'interaction avec l'utilisateur en exploitant son information de contrôle de pertinence. Les algorithmes des deux alternatives (avant et après visualisation des résultats de la recherche initiale) ont été catégorisés en plusieurs classes (Mosbah & Boucheham, 2017a). En ce qui concerne la première alternative, nous avons proposé **un reclassement à base de signatures** (Mosbah & Boucheham, 2014d), (Mosbah & Boucheham, 2013), (Mosbah & Boucheham, 2012a), l'algorithme **MVRA** (Mosbah & Boucheham, 2014a), (Mosbah & Boucheham, 2015a). Ce dernier travail a prouvé sa performance face à d'autres approches de reclassement avant visualisation, comme le clustering, la transformation de la requête et le paramétrage. Pour le reclassement interactif, nous avons proposé un algorithme nommé **KNN incrémental** (Mosbah & Boucheham, 2014b) inspiré de l'algorithme de classification supervisée KNN de base. Quant à l'adaptation, nous avons compté sur le paradigme de sélection en s'attaquant à plusieurs aspects : **Sélection de région** (Mosbah & Boucheham, 2014c), **Sélection de mesure d'appariement** (Mosbah & Boucheham, 2017c), **Sélection du seuil** (Mosbah & Boucheham, 2016a) et même **Sélection de la méthode de contrôle de pertinence** (Mosbah & Boucheham, 2015b).

## 1.3 Organisation du manuscrit

Le reste de ce manuscrit est organisé comme suit : dans **Le chapitre 2**, nous passons en revue les notions de base de la recherche d'images par le contenu en présentant les différentes approches et techniques. Nous y avons soulevé les principaux problèmes inhérents à ce domaine. **Le chapitre 3** est consacré à la présentation de la tendance suivie d'amélioration de la performance des systèmes CBIR. **Le chapitre 4** est réservé à la présentation de notre contribution liée au reclassement des résultats alors que **le chapitre 5** est dédié à notre contribution qui porte sur l'adaptation d'un système CBIR par différentes approches. Nous terminons, enfin, le manuscrit par une conclusion générale et l'annonce de quelques perspectives et pistes qui nous semblent intéressantes à suivre dans des travaux futures.

# **Chapitre 02 Recherche d'Images par le contenu: Notions de Base**

## 2.1 Introduction

Vue la baisse des prix des équipements informatiques, du développement des communications et de la disponibilité des techniques de numérisation de haute qualité, nous nous trouvons devant une quantité colossale d'images où le problème d'interrogation automatique s'impose avec insistance. Les systèmes de recherche d'images sont conçus alors pour répondre au besoin d'information visuel de l'utilisateur de manière aussi pertinente que possible.

Malgré que l'opération de recherche d'images soit relativement simple à effectuer manuellement par les humains, il est clairement difficile de concevoir un système de recherche d'images automatique pouvant remplacer la performance humaine sur le plan de la pertinence. La difficulté réside dans le fait que l'être humain exploite son intelligence et ses connaissances acquises tout au long de sa vie. La question qui se pose ici est quelles sont les connaissances nécessaires à un système de recherche d'images pour avoir des meilleures performances. Quelle est la représentation la plus expressive qui permet de cerner toute la sémantique incluse dans une image. Répondre à de telles questions peut réduire l'écart entre la pertinence de l'utilisateur et celle du système.

## 2.2 Système de recherche d'information

Selon *Russell Ackoff*, l'information fait référence aux données traitées pour être utiles en répondant aux questions : qui, quoi, où et quand (Ackoff, 1989). Plusieurs définitions pour la recherche d'information ont vu le jour, nous citons les définitions suivantes :

- **Définition 1** : selon Van Trees, la recherche d'information consiste à restituer les documents qui peuvent être pertinents par rapport au besoin d'information exprimé dans la requête (Van Trees, 2004).
- **Définition 2** : Selon Salton & McGill, la recherche d'information est un domaine qui a pour objectif, la représentation, le stockage et l'accès à l'information (Salton & McGill, 1984).
- **Définition 3** : Selon Hernandez, la recherche d'information est une activité dont la finalité est de localiser et de délivrer des granules documentaires à un utilisateur en fonction de son besoin en informations (Hernandez, 2005).
- **Définition 4** : Selon Boubekour, la recherche d'information est une branche de l'informatique qui s'intéresse à l'acquisition, l'organisation, le stockage, la recherche et la sélection d'information (Boubekour, 2008).
- **Définition 5** : Selon Daoud, la recherche d'information est une discipline de recherche qui intègre des modèles et des techniques dont le but est de faciliter l'accès à l'information pertinente pour un utilisateur ayant un besoin en information (Daoud, 2009).

Clairement, plusieurs formulations de la notion de recherche de l'information coexistent. Cependant, toutes les définitions partagent l'idée que la recherche d'information a pour objectif d'extraire, d'un document ou d'un ensemble de documents, les informations pertinentes qui reflètent un besoin d'information (Bouramoul, 2011).

Le système informatique qui effectue l'opération automatique de la recherche est connu sous le nom de **système de recherche d'information**. D'après *Alan Smeaton* (Smeaton, 1989), « le but d'un système de recherche d'information est de retrouver des documents en réponse à une requête des utilisateurs, de façon à ce que les contenus des documents soient pertinents au besoin initial d'information de l'utilisateur ».

Comme illustrée dans la figure 1 (Charhad, 2005), l'opération de la recherche de l'information est constituée de trois phases principales: la phase d'indexation (représentation), d'interrogation (requête et jugement) et de mise en correspondance ou d'appariement (comparaison). Chacune de ces sous-opérations est assurée par un composant dans le système de recherche d'information.

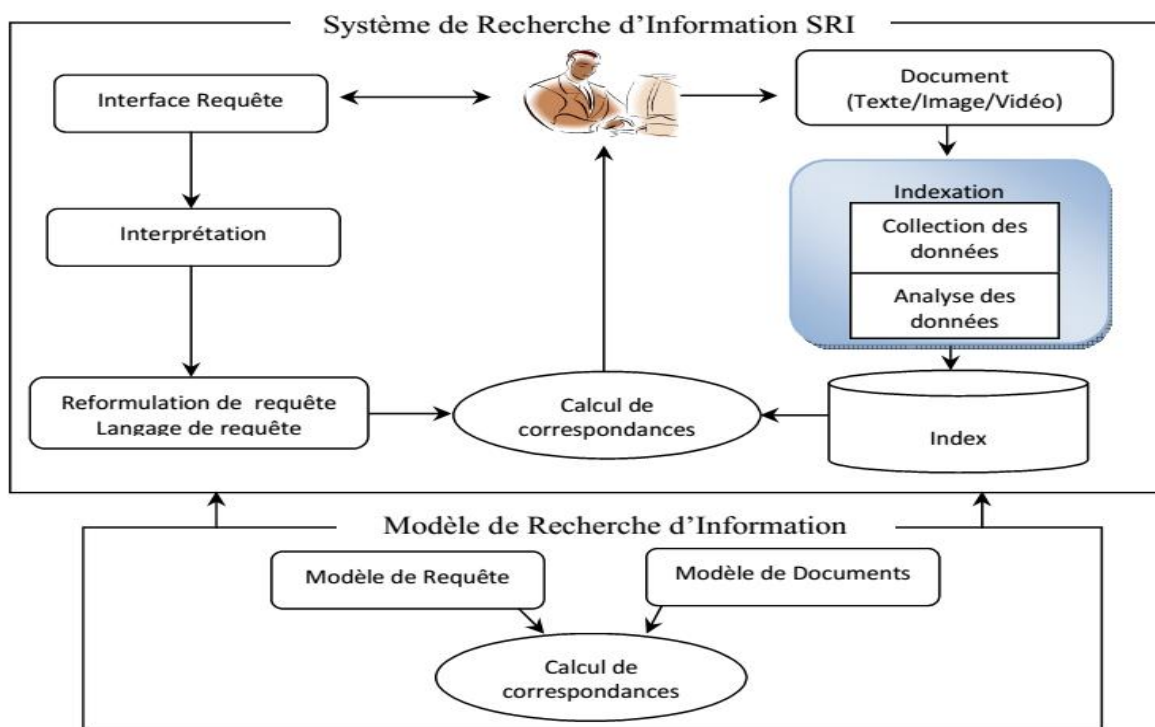


Figure 1 Architecture générale d'un Système de Recherche d'Information.

## 2.3 Système de recherche d'images

Un système de recherche d'images est un système de recherche d'information où l'information à manipuler est une image. Le but d'un système de recherche d'images alors est d'extraire, à partir d'une collection d'images, un sous-ensemble d'images jugées pertinentes au besoin d'information visuelle de l'utilisateur exprimée sous forme d'un ensemble de mots clés, d'une image ou d'un croquis. Un système de recherche d'images maintient alors la même architecture qu'un système de recherche de l'information qui englobe les trois composants : d'indexation, d'interrogation et de mise en correspondance.

Les systèmes de recherche d'images existants adoptent l'une des trois grandes approches suivantes: l'approche textuelle (Mitran., 2014) qui se base sur l'indexation textuelle et les requêtes à base de mots clés. L'approche par le contenu (Houari, 2010) qui s'appuie sur le contenu visuel des images durant l'indexation alors que la requête est soit une image ou un

croquis et l'approche à base des ontologies (Bouarroudj, 2010), (Schreiber, et al., 2001), (Mezaris, I., & Strintz., 2004) qui cible des bases homogènes relevant d'un domaine particulier. La combinaison des approches précitées constitue une autre alternative d'importance (Tollari, 2006).

### 2.3.1 L'approche à base du texte

L'approche textuelle requiert une annotation textuelle des images et une interrogation sous forme de mots clés. Cette approche contient deux alternatives en ce qui concerne l'indexation textuelle des images: l'indexation manuelle et l'indexation automatique. Quant à la première alternative, l'opération d'indexation est assurée manuellement par une personne qui se nomme iconographe. Le rôle de ce métier d'iconographie, qui est utile pour les agences de presse, les centres de documentations et les musées, est de classer et indexer les images en les associant à des catégories et des groupes de mots souvent extraits d'un thésaurus (Tollari, 2006). Pour la deuxième alternative qui est l'indexation automatique, l'opération est effectuée par un système informatique sans aucune intervention humaine. L'indexation automatique des images est une opération nécessaire pour les images destinées au grand public, comme dans le cas du web, même elles sont déjà annotées manuellement. Les parties des moteurs de recherche qui sont responsables de cette opération utilisent le titre, les mots les plus fréquents et pertinents et même les métadonnées de la page où figure l'image (Tollari, 2006). Une autre façon d'indexation automatique est ce qu'on appelle auto-annotation qui se base sur des méthodes de classification supervisée utilisant un ensemble d'apprentissage où les images sont associées aux classes de mots pour apprendre à prédire des mots sur des nouvelles images (Tollari, 2006).

Comme en recherche d'information documentaire, l'approche textuelle adopte l'un des modèles de recherche, qui s'appuient sur des cadres théoriques différents: le modèle booléen qui s'appuie sur la théorie des ensembles, le modèle vectoriel qui se base sur l'algèbre et le modèle probabiliste s'appuyant sur la théorie des probabilités. Le rôle du modèle est de fournir une formalisation du processus de recherche et un cadre théorique pour la modélisation de la mesure de pertinence (Boughanem & Savoy, 2008). Pour la requête textuelle soumise par l'utilisateur, le système de recherche d'images doit la traiter et l'analyser pour éliminer les mots vides en information (Stop List).

Les deux problèmes majeurs de l'approche textuelle, au-delà des problèmes liés au texte comme la polysémie, coût en temps, problème de l'adéquation de l'indexation avec les aspirations des utilisateurs, évolution du langage d'indexation avec le temps (Rasmussen, 1997), (Furner, 1997), est la subjectivité de l'indexation manuelle et la difficulté d'effectuer une indexation automatique de qualité. Or la description textuelle automatique, dans la plupart des cas, ne décrit pas fidèlement le contenu de l'image (Abed & Zaoui, 2009).

### 2.3.2 L'approche de recherche à base d'ontologies

Une autre approche de la recherche d'images consiste à utiliser les ontologies (Bouarroudj, 2010), (Schreiber, et al., 2001), (Mezaris, I., & Strintz., 2004). Cette approche vise à cerner la sémantique des images en permettant à la fois un niveau important d'expressivité et de calculabilité. Le niveau d'expressivité élevé est assuré par la richesse des concepts de l'ontologie alors que le niveau de calculabilité haut est assuré par le raisonnement sémantique à travers des moteurs d'inférence sur les concepts de l'ontologie. Cette approche, qui s'inscrit dans le cadre du web sémantique, vient d'être appliquée dans les moteurs de recherche.

Gruber (Gruber, 1993) a introduit la notion d'ontologie comme une spécification explicite d'une conceptualisation. Cette définition a été légèrement modifiée par Borst (Borst, 1997) comme une spécification explicite et formelle d'une conceptualisation partagée.

Une ontologie est vue comme un ensemble structuré de concepts et des relations entre ces concepts destinés à représenter les objets du monde sous une forme compréhensible aussi bien par les êtres humains que par les machines (Bouramoul, 2011).

Une ontologie visuelle est utilisée alors pour exploiter les caractéristiques de bas niveau de l'image. Elle contient un ensemble de concepts qui permettent de décrire de manière qualitative l'apparence visuelle des concepts sémantiques (Allioua & Zizette, 2010).

La faiblesse de l'approche de recherche d'images à base d'une ontologie est qu'elle est destinée pour être utilisée dans un domaine particulier. Cette approche alors est impraticable pour les collections d'images qui ne sont pas spécialisées ou les corpus dont le domaine est inconnu.

### 2.3.3 L'approche de recherche à base de contenu

L'approche à base de contenu est venue pour surmonter les problèmes de l'approche textuelle. Le principe de cette approche est d'identifier des images à partir de leur contenu visuel. En effet, l'image, dans l'approche à base de contenu, est indexée numériquement (Fournier, 2002) par des attributs primaires de bas niveau comme la couleur, la texture et la forme alors que la requête est soumise soit comme une image ou un croquis. Dans l'approche à base de contenu, l'indexation est matérialisée par l'utilisation d'un ensemble de signatures qui font des statistiques sur les pixels de l'image maintenant un lien plus ou moins fort avec sa signification.

A noter qu'il y a des approches hybrides utilisant à la fois le contenu visuel et le texte (Tollari, 2006), (Mosbah & Boucheham, 2012a).

## 2.4 Système de recherche d'images par le contenu

Un système de recherche d'images par le contenu, comme son nom l'indique, a pour but de rechercher des images en se basant sur le contenu propre des images elles mêmes. Un tel système reçoit la requête de l'utilisateur sous forme d'une image ou d'un croquis (esquisse) et rarement sous forme d'une description visuelle.



L'architecture fonctionnelle d'un système de recherche par le contenu, comme illustrée dans la figure 2, ne se différencie pas de celle d'un système de recherche d'information en général et d'un système de recherche d'images en particulier. L'architecture contient alors les trois composants principaux : d'indexation, d'interrogation et d'appariement. Ces trois composants sont définis comme suit :

- La phase d'indexation : généralement effectuée hors ligne avant même la soumission de la requête de l'utilisateur pour la simple raison qu'elle est gourmande en temps. L'exécution de cette opération en ligne rend le temps de réponse du système trop exorbitant. L'indexation consiste à représenter les images de la base sous une forme significative (discriminative) et plus compacte en utilisant seulement les caractéristiques essentielles de l'image. Un système de recherche d'images par le contenu utilise plusieurs méthodes d'indexation ou signatures faisant partie des trois attributs de bas niveau : la couleur, la texture et la forme. L'indexation peut être fixe (Flickner, 1995), (Smith & Chang, 1997): les descripteurs calculés sont toujours les mêmes comme elle peut être évolutive (Minka., 1996): les descripteurs s'adaptent à l'utilisateur ou au contexte dans le temps. La phase d'indexation peut inclure une étape de segmentation (Smith & Chang, 1997) ou bien indexer l'image dans sa globalité (Vailaya, et al., 2001). Comme illustrée dans la figure 2 (Tambellini, 2007), l'indexation se décompose en trois phases : l'extraction des caractéristiques, la sélection de caractéristiques discriminantes et la pondération de ces caractéristiques selon leur niveau de discrimination.

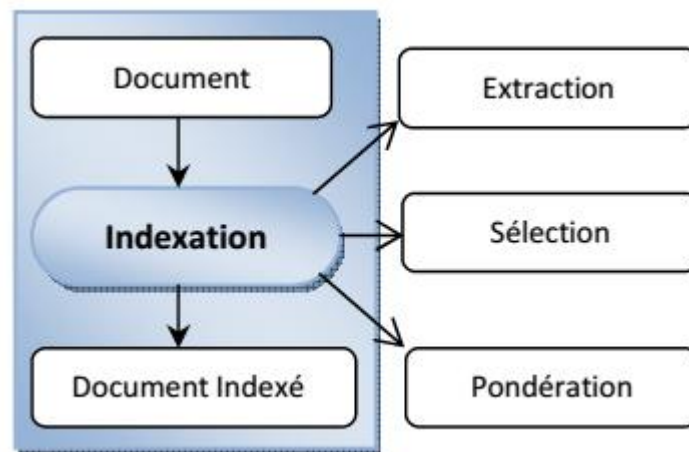


Figure 2 Indexation d'un document.

- La phase d'interrogation : c'est durant cette phase qu'on désigne le protocole et le langage d'interrogation. Le langage doit être bien expressif pour pouvoir bien formuler le besoin de l'utilisateur. Un système de recherche d'images par le contenu permet à l'usager d'utiliser l'un des trois moyens pour exprimer son besoin d'information visuelle : une image requête (Niblack, et al., 1993), un croquis (esquisse) (Del Bimbo & Pala, 1997) ou une description visuelle (Schroder, et al., 2000).

- La phase de mise en correspondance ou d'appariement : c'est durant cette phase qu'on s'intéresse aux métriques qui désignent la ressemblance d'une image à la requête soumise en calculant un score qui représente le degré de pertinence.

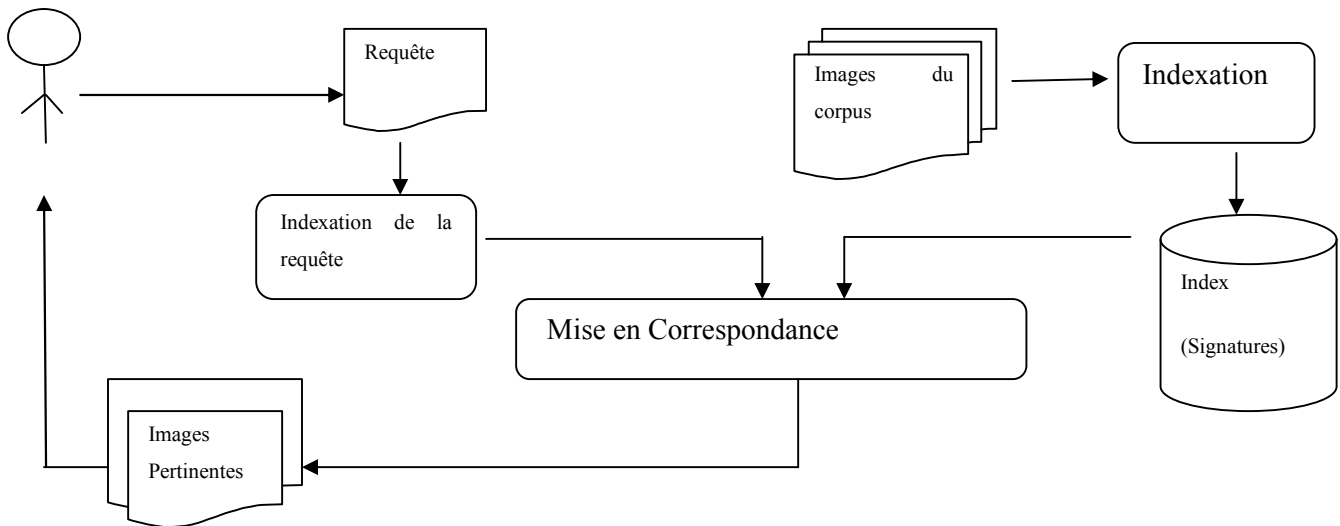


Figure 3 Architecture Fonctionnelle d'un Système de recherche d'images par le contenu

L'émergence de la recherche d'images par le contenu remonte au début des années 90. Depuis, nous avons vu apparaître plusieurs systèmes comme QBIC chez IBM (Flickner, 1995), SurfImage à L'INRIA (Nastar, et al., 1998), Photobook du MIT Media lab (Massachusetts Institute of Technology) (Pentland, et al., 1996), Virage (Bach, et al., 1996), Cortina (Quack, et al., 2004), Kiwi (KIWI), Retin (Fournier, et al., 2001), (Fournier, 2002) et le système WINDSURF (Ardizzoni & Bartolini, 1999).

Dans ce qui suit, nous passons en revue les catégories principales de caractéristiques extraites de l'image pour l'indexation et pour la recherche : Forme, Texture et Couleur.

### 2.4.1 L'attribut de bas niveau Forme

La forme est l'un des descripteurs de bas niveau les plus utilisés, surtout pour les applications médicales. La forme permet de désigner l'aspect général d'un objet ainsi que son contour. Les descripteurs de la forme peuvent être classifiés en deux catégories :

- ✓ Descripteurs orientés région : qui décrivent les objets selon la distribution spatiale des pixels qui les constituent. Ces descripteurs font classiquement référence aux moments invariants (Hu, 1962), (Derrode, et al., 1999).
- ✓ Descripteurs orientés frontière ou contour : qui décrivent les objets selon leur contour externe. Ces descripteurs font classiquement référence aux descripteurs de Fourier (Person & Fu, 1977), (Rui, et al., 1996).

Chacune de ces catégories contient deux sous familles : celles qui décrivent globalement les objets et celles qui décrivent les objets en les considérant comme un arrangement de sous

parties (structurelles). Cette classification de descripteurs basée forme est illustrée dans figure 4 (Daoudi, 2009).

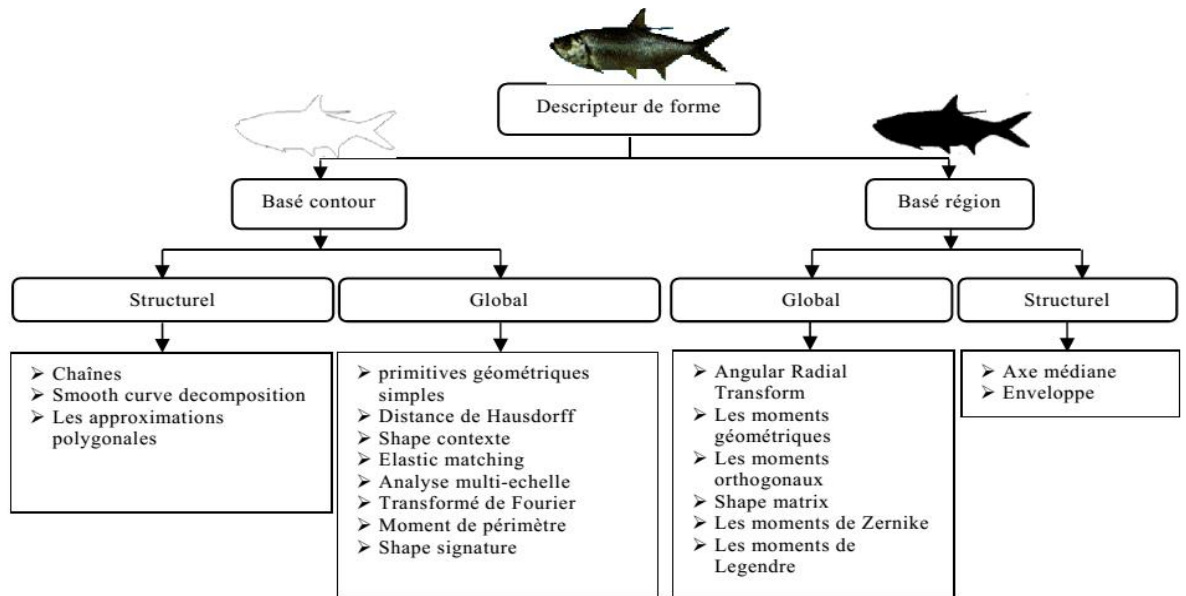


Figure 4 Classification des descripteurs de formes 2D.

## 2.4.2 L'attribut de bas niveau Texture

Malgré qu'il n'y a pas vraiment un consensus en ce qui concerne la définition de la texture, ce descripteur reste parmi les descripteurs les plus utilisés par les systèmes de recherche d'images par le contenu. Fondamentalement, une texture fait référence à une répétition d'un motif créant une image ou une région de l'image visuellement homogène. Autrement dit, une texture est définie comme un ensemble de pixels (en niveau de gris) spatialement agencés selon un certain nombre de relations spatiales pour créer une région homogène. Le problème soulevé alors, en ce qui concerne la texture, porte sur la caractérisation de ces relations spatiales (Gueguen, 2007). Plusieurs approches et modèles (Zhang & Tan, 2002) ont été suggérés pour la caractérisation de la texture : les méthodes statistiques comme *les matrices de longueur de plages* (Galloway, 1975), *matrice de cooccurrence* (Haralick, et al., 1973), *la méthode de différence de niveaux de gris* (Journet, et al., 2007), *la caractéristique de Tamura* (Tamura, et al., 1978), les méthodes fréquentielles comme *les filtres de Gabor* (Arivazhagan & Ganesan, 2006) et *les ondelettes* (Goswami & Chan, 2011), *la transformée de Fourier* (Matsuyama & Nagao, 1983), *la transformée en cosinus discrète* (Fazia, 2013) et les méthodes géométriques (Xia, 2011).

## 2.4.3 L'attribut de bas niveau Couleur

La couleur est aussi un des attributs les plus utilisés en indexation des images (Stricker & Orengo, 1995), (Cinque, et al., 2001), (Gervers & Smeulders, 1999), (Gagliardi & Shettini, 1997), (Swain & Ballard, 1991). Le potentiel discriminatoire de la couleur est supérieur de celui en niveaux de gris, ce qui le rend un attribut omniprésent dans la grande majorité des systèmes d'indexation et de recherche par le contenu. Une indexation à base de couleur

repose sur deux principaux choix: l'espace ou le modèle colorimétrique et le mode de représentation de la couleur dans ce modèle (Quellec., 2008).

### 2.4.3.1 Les espaces de couleur

Avant de sélectionner un type de description de contenu à base de couleur, il nous faut d'abord opter pour un espace de couleur parmi les espaces de couleur existants. En effet, il y a plusieurs espaces et modèles de couleur mais aucune étude n'a apprécié un espace au détriment des autres (Hafiane, 2005).

#### ➤ **Système RGB**

L'espace RGB (Red, Green, Bleu) est l'espace le plus couramment utilisé. Cet espace contient trois canaux représentant les trois couleurs primaires de la synthèse additive. Les valeurs de chaque canal sont des entiers. Ces valeurs sont couramment comprises entre 0 et 255. En réalité, le modèle RGB ne correspond pas à la perception humaine des couleurs du fait que ses couleurs sont corrélées. La figure 5 (Gouiffès, 2005) illustre les coordonnées du système RGB.

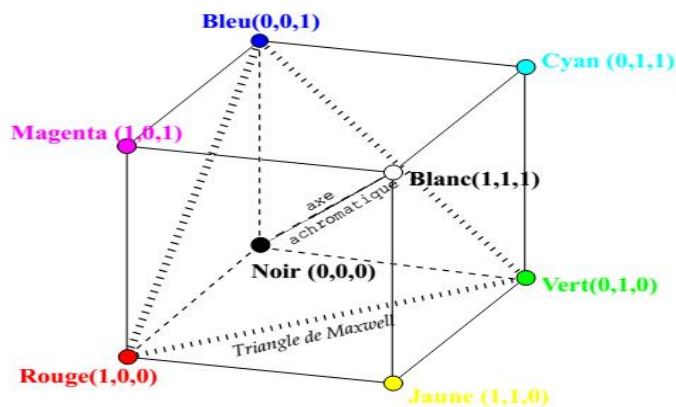


Figure 5 Les coordonnées du Système RGB.

#### ➤ **Système normalisé (r, g, b)**

Ce système permet de normaliser le système RGB de base. Le passage du système RGB au système normalisé (r, g, b) s'effectue par la division de la valeur chaque composante par la somme des trois composantes :

$$\begin{cases} r = \frac{R}{R+G+B} \\ g = \frac{G}{R+G+B} \\ b = \frac{B}{R+G+B} \end{cases} \quad (2.1)$$

Ainsi, chaque couleur normalisée appartient à l'intervalle [0,1] et la somme des trois nouvelles composantes est égale à 1.

## ➤ Système XYZ

Ce système a été établi par la CIR (Commission Internationale de l'Eclairage) pour pallier à certains inconvénients du système RGB. Ce système correspond à un changement de couleurs primaires et s'obtient à partir du système RGB via une matrice de passage. Les coefficients de cette matrice sont déterminés par rapport à un illuminant. En termes de distance perceptuelle, l'espace XYZ n'est pas uniforme : on perçoit plus de nuances en X et Z qu'en Y. D'autre part, certaines dimensions descriptives de couleur : clair/foncé, pure/délavé ne sont pas accessibles directement.

Le passage du système RGB au système XYZ en utilisant l'illuminant standard  $D_{65}$  se fait par le calcul matriciel suivant:

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.430574 & 0.341550 & 0.178325 \\ 0.222015 & 0.706655 & 0.071330 \\ 0.020183 & 0.129553 & 0.939180 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (2.2)$$

La figure 6 (Gouiffès, 2005) illustre la représentation de l'espace XYZ.

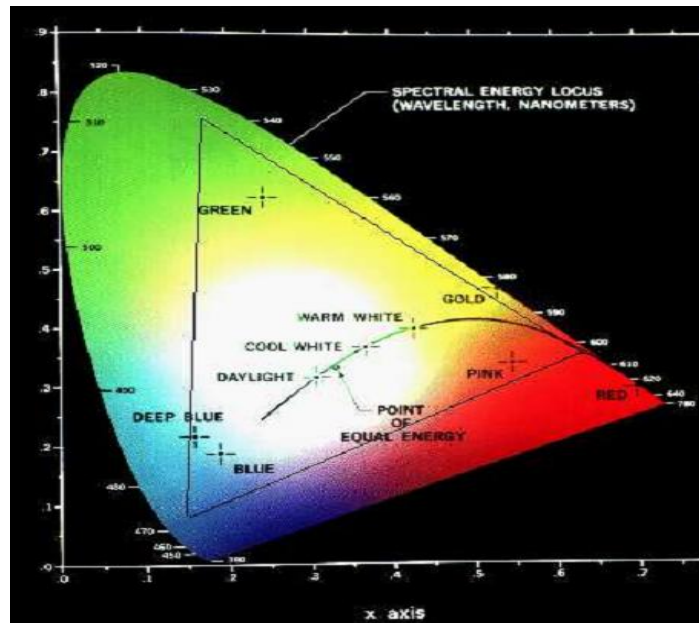


Figure 6 Représentation de l'espace XYZ.

## ➤ Système $L^*u^*v^*$

Les composants de ce système sont calculés, à partir des composants du système XYZ, comme suit :

$$L^* = \begin{cases} 116 \sqrt{\frac{Y}{Y_0} - 16} \text{ si } \frac{Y}{Y_0} > 0.008856 \\ 903.3 \frac{Y}{Y_0} \text{ si } \frac{Y}{Y_0} \leq 0.008856 \end{cases} \quad (2.3)$$

$$u^* = 13L^*(u' - u'_0) \quad (2.4)$$

$$v^* = 13L^*(v' - v'_0) \quad (2.5)$$

$$u' = \frac{4X}{X+15Y+3Z} \quad (2.6)$$

$$v' = \frac{9Y}{X+15Y+3Z} \quad (2.7)$$

### ➤ Système L\*a\*b\*

Les composantes de ce système est données comme suit :

$$L^* = \begin{cases} 116 \sqrt{\frac{Y}{Y_0} - 16} \text{ si } \frac{Y}{Y_0} > 0.008856 \\ 903.3 \frac{Y}{Y_0} \text{ si } \frac{Y}{Y_0} \leq 0.008856 \end{cases} \quad (2.8)$$

$$a^* = 500 \left( f\left(\frac{X}{X_0}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) \right) \quad (2.9)$$

$$b^* = 200 \left( f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_0}\right) \right) \quad (2.10)$$

Avec  $f$  défini par:

$$f(x) = \begin{cases} \sqrt[3]{x} & \text{si } x > 0.008856 \\ 7.787x + \frac{16}{116} & \text{si } x \leq 0.008856 \end{cases} \quad (2.11)$$

### ➤ Système HSV

Le système HSV (Hue, Saturation, Value), comme illustré dans la Figure 7 (An, et al., 2010), est défini par un cylindre qui représente la teinte, la saturation et la valeur d'une couleur. La teinte H, représentée par un angle entre 0 et 360°, indique la couleur (rouge, bleu, jaune, vert..Etc). La saturation S donne correspond à la pureté de la couleur. La valeur V donne une information sur l'intensité lumineuse indiquant si la couleur est claire ou sombre. Les composantes de ce système sont calculées comme suit :

$$V = \max(R, G, B) \quad (2.12)$$

$$S = \frac{255(V - \min(R, G, B))}{V} \text{ si } V \neq 0, 0 \text{ sinon} \quad (2.13)$$

$$H = \begin{cases} \frac{60(G-B)}{S} & \text{si } V = R \\ 180 + \frac{60(B-R)}{S} & \text{si } V = G \\ 240 + \frac{60(R-G)}{S} & \text{si } V = B \end{cases} \quad (2.14)$$

La figure 7 (Gouiffès, 2005) illustre le modèle de couleur HSV et ses coordonnées.

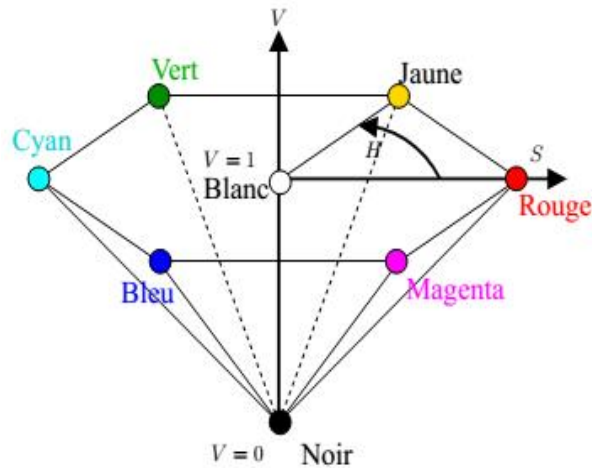


Figure 7 Le modèle de couleur HSV et ses coordonnées.

### ➤ **Système $YC_rC_b$**

Ce système de couleur est utilisé dans les images de télévisions numériques. Il est utilisé aussi par les anciens standards MPEG (1,2 et 4). Ce système est défini par une transformation linéaire de l'espace RGB comme suit :

$$\begin{cases} Y \\ C_r \\ C_b \end{cases} = \begin{pmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.500 & -0.419 & -0.081 \\ -0.169 & -0.331 & 0.500 \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

### 2.4.3.2 Les signatures à base de couleur

Nous présentons dans ce qui suit quelques signatures liées à l'attribut de bas niveau couleur. Le point commun entre ces signatures est qu'elles sont toutes des méthodes statistiques.

### ➤ **Histogramme**

Cette technique est proposée dans (Swain & Ballard, 1991) par Swain et Ballard. Un histogramme de couleur fournit la distribution de couleurs dans l'image en calculant le nombre d'occurrences de chaque couleur figurant dans l'image. Un histogramme de couleur peut être vu alors comme un vecteur où le nombre de constituants de vecteur est le nombre de couleurs de l'image et la valeur de chaque constituant est le nombre d'occurrence ayant cette couleur dans l'image. Calculer la distribution des couleurs dans l'image toute entière est connu sous le nom d'histogramme global alors que le calcul de la distribution dans les régions de l'image fait référence aux histogrammes locaux.

Les histogrammes, en général, nécessitent une opération de quantification de couleurs comme un prétraitement alors que les histogrammes locaux ont besoin aussi d'une phase de segmentation qui permet de décomposer l'image en plusieurs régions. Ces opérations de prétraitement, quant à elles, sont des vraies problématiques où il y a plusieurs approches.

Dans ce qui suit, nous présentons quelques avantages et inconvénients des histogrammes tels qu'ils sont rapportés dans (Sharma, et al., 2011):

## ❖ *Inconvénients :*

- ✓ Les histogrammes sont sensibles au changement d'illumination et aux erreurs de quantification.
- ✓ Grandes tailles, il est difficile de créer une indexation rapide et efficace en les utilisant tels quels.
- ✓ Le calcul de ressemblance à base des histogrammes ne tient pas compte la comparaison entre les couleurs différentes.
- ✓ L'histogramme manque de l'information spatiale qui permet de localiser les objets au sein de l'image.
- ✓ Comme illustré dans la Figure9 (Mosbah & Boucheham, 2014c), deux images sémantiquement différentes peuvent être considérées similaires si elles ont le même histogramme.

## ❖ *Avantages:*

- ✓ Les histogrammes sont faciles et rapides à calculer, robustes à la rotation et à la translation.
- ✓ Les histogrammes imposent peu de contraintes lorsqu'on les applique sur des images.

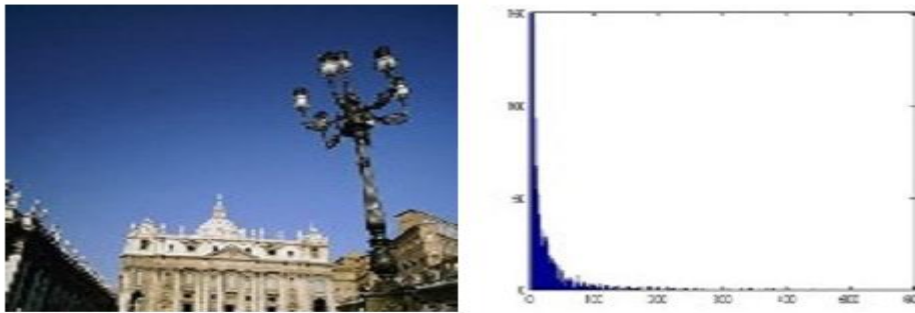


Figure 8 Une image et son histogramme global correspondant.



Figure 9 Deux images sémantiquement différentes avec le même histogramme global.

## ➤ *Vecteur de cohérence de couleurs (CCV)*

Cette technique est inspirée de la technique d'histogramme. Elle est proposée par Pass (Pass & Zabih, 1996) afin d'adoucir l'acuité du problème du manque d'information soulevé au niveau d'histogramme.

Cette technique permet plus de raffinement par rapport à l'histogramme en partitionnant chaque rang en deux catégories :

- ✓ Cohérent s'il appartient à une région de couleur uniforme.



✓ Non-cohérent sinon.

Etant donné  $\alpha_i$  le nombre de pixels cohérents dans le  $i^{\text{ème}}$  rang de couleur et  $\beta_i$  le nombre de pixels non-cohérents, le vecteur de cohérence de couleurs est défini alors par le vecteur:  $[(\alpha_1, \beta_1), (\alpha_2, \beta_2), \dots, (\alpha_N, \beta_N)]$  tel que la somme:  $(\alpha_1 + \beta_1, \alpha_2 + \beta_2, \dots, \alpha_N + \beta_N)$  donnera l'histogramme de couleurs de l'image.

L'inconvénient de cette technique est qu'elle amplifie la sensibilité aux conditions d'illumination au delà du problème de choix du seuil désignant la cohérence. Une amélioration de la performance de la méthode CCV a été adressée dans plusieurs travaux comme dans (Pass & Zabih, 1999) et (Al-Hamami & Hisham, 2010). La Figure 10 illustre l'amélioration proposée dans (Al-Hamami & Hisham, 2010).

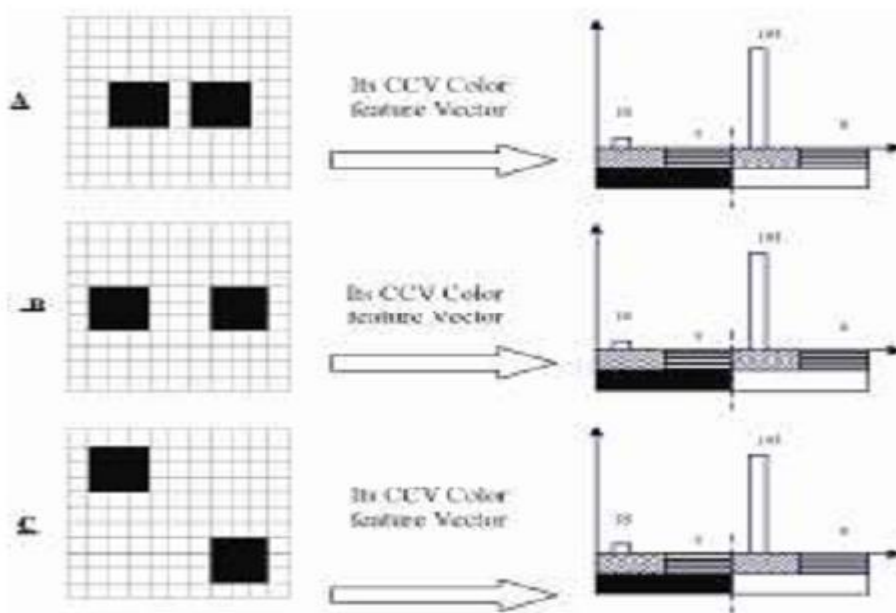


Figure 10 Trois images et leur CCV associées.

### ➤ Cell Color Histogram (CCH) et CELL-CCV

Dans (Stehling, et al., 2003), une nouvelle méthode d'indexation connue sous le nom de *CELL COLOR HISTOGRAM (CCH)* a émergé. Cette méthode adopte une quantification des couleurs comme il a été fait dans le cas des histogrammes globaux et une segmentation faible de l'image en plusieurs régions (cells) comme il a été fait par les histogrammes locaux. La méthode CCH consiste à compter, pour chaque couleur, le nombre de pixels dans chaque région.

Comme illustré dans la Figure 11 (Salmi & Boucheham, 2014), les auteurs ont proposé une nouvelle méthode d'indexation qui combine les deux signatures : CCH et CCV. Cette méthode, connue le nom de *CELL-CCV*, vient pour améliorer la méthode CCH en calculant pour chaque couleur son CCV au lieu de son histogramme dans chaque région.

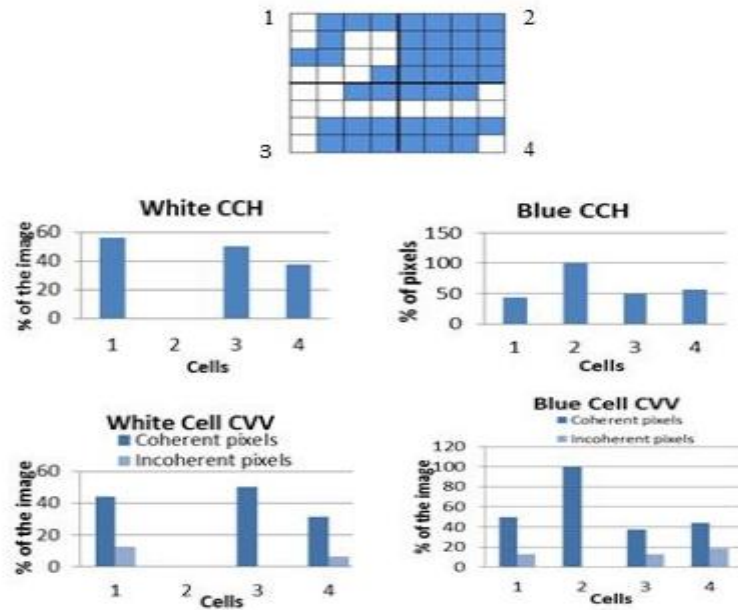


Figure 11 une image partitionnée en 2x2 cells et ses CCH, CELL-CCV correspondants.

### ➤ *Moments statistiques de couleur*

Une autre alternative aux histogrammes et des méthodes inspirées d'eux est l'utilisation des moments statistiques des couleurs. Cette alternative a été proposée par Stricker et Orengo dans (Stricker & Orengo, 1995). Cette technique est plus efficace que l'histogramme, que ce soit au niveau du stockage ou au niveau du temps d'appariement, pour la simple raison qu'on calcule ici des caractéristiques dominantes de couleur telles que la médiane, la variance et l'écart type, au lieu d'utiliser la distribution complète de la couleur. Stricker et Orengo ont prouvé par voie d'expérimentation, dans le même travail, que la méthode des moments statistiques est plus performante que les histogrammes. L'utilisation seulement des trois premiers moments est justifiée par le fait que l'information majeure est concentrée dans les moments d'ordre bas.

Les trois premiers moments statistiques sont :

- ✓ Médiane

$$\alpha_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N f_{ij} \quad (2.16)$$

Où N est le nombre de pixels dans l'image et  $f_{ij}$  est la valeur du pixel dans l'espace de couleur choisi.

- ✓ Variance

$$\beta_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (f_{ij} - \alpha_i)^2} \quad (2.17)$$

- ✓ Ecart type

$$\gamma_i = \sqrt[3]{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (f_{ij} - \alpha_i)^3} \quad (2.18)$$

## ➤ **Corrélogramme**

Cette signature a été proposée dans (Ortega, et al., 1997). Elle a été inspirée de la matrice de cooccurrences développée pour les images en niveau de gris (Haralick, 1979). En plus de s'intéresser à dénombrer pour chaque couleur le nombre de pixels ayant cette couleur, La méthode Corrélogramme s'intéresse à la probabilité de présence des différentes couleurs à des distances différentes.

Comme illustré dans la Figure 12, le corrélogramme est un vecteur à trois dimensions: les deux premières dimensions représentent les combinaisons possibles de pairs de pixels et la troisième dimension représente leurs distances spatiales.

La création d'un corrélogramme est très couteuse en temps de calcul, ce qui nécessite une implémentation très optimisée pour qu'il soit utilisable avec un temps de calcul raisonnable. Pour diminuer la durée de création d'un corrélogramme, il est préférable d'utiliser une version limitée nommée auto-corrélogramme qui tient compte la corrélation spatiale entre seulement les couleurs identiques.

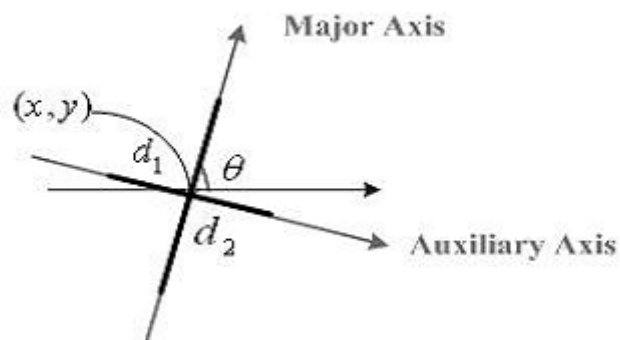


Figure 12 Illustration d'un corrélogramme simple.

### **2.4.3.3 Appariement et Mesure d'Appariement des images**

La fonction d'appariement image/requête permet de mesurer la valeur de pertinence d'une image vis-à-vis de la requête de l'utilisateur. Pour ce faire, le système de recherche d'images représente les images de la base ainsi que la requête avec un même formalisme, puis il compare les deux représentations. Sur la base de score de pertinence, les images de la base interrogée vont être classées afin d'être visualisées à l'utilisateur comme une réponse à sa requête.

La fonction d'appariement est cruciale alors, au même titre que la méthode d'indexation, pour la désignation de la pertinence du système et par conséquent sa performance.

Cette section est réservée au processus d'appariement image/requête. Nous citons dans ce qui suit les différentes mesures d'appariement utilisées dans le domaine de recherche d'images par le contenu.

La consultation de la littérature montre qu'il y a un certain nombre de travaux qui portent sur la fonction d'appariement ou de mise en correspondance dans le domaine de la recherche d'images par le contenu (Zhang & Lu, 2003), (Collins & Okada, 2012), (Hu, et al.,

2008), (Liu, et al., 2008). La fonction de mise en correspondance, utilisées dans ces travaux, est catégorisée en quatre classes : similarité, distance, quasi-distance et divergence (Deza & Deza, 2009).

La sous section suivante présente une définition de chacune de ces classes et cite quelques occurrences pour chaque classe. A noter que le modèle de recherche adopté dans le cas de l'image est le modèle vectoriel. En effet, les deux images à comparer sont représentées dans un espace vectoriel sous forme de deux vecteurs  $X$  et  $Y$  ayant consécutivement les coordonnées  $X_i$  et  $Y_i$ .

## ➤ Similarité

Soit un ensemble  $X$ . La fonction  $s: X * X \rightarrow R$  est nommée une similarité dans  $X$  si et seulement si elle est: Non négative, symétrique et si  $s(x, y) \leq s(x, x)$  est vérifiable pour tous les éléments  $x, y \in X$  si et seulement si  $x = y$ .

### ✓ La similarité Ruzicka

$$\frac{\sum_{i=1}^N \min\{x_i, y_i\}}{\sum_{i=1}^N \max\{x_i, y_i\}} \quad (2.19)$$

### ✓ La similarité Robert

$$\frac{\sum_{i=1}^N (X_i + Y_i) \frac{\min\{X_i, Y_i\}}{\max\{X_i, Y_i\}}}{\sum_{i=1}^N (X_i + Y_i)} \quad (2.20)$$

### ✓ La similarité Motyka

$$\frac{\sum_{i=1}^N \min\{X_i, Y_i\}}{\sum_{i=1}^N (X_i + Y_i)} \quad (2.21)$$

### ✓ La similarité Cosine

$$\text{cosine}(X, Y) = \frac{\vec{x} \cdot \vec{y}}{\|\vec{x}\| \|\vec{y}\|} \quad (2.22)$$

### ✓ La similarité Intersection

$$1 - \frac{\sum \min\{X_i, Y_i\}}{\min\{\sum X_i, \sum Y_i\}} \quad (2.23)$$

## ➤ Distance

Soit un ensemble  $X$ , la fonction  $d: X * X \rightarrow R$  se nomme distance (dis-similarité) dans  $X$  si, pour tous les éléments  $x, y \in X$ , cette fonction vérifie:

- ✓  $d(x, y) \geq 0$  (non-négativité).
- ✓  $d(x, y) = d(y, x)$  (symétrie).
- ✓  $d(x, x) = 0$  (réflexibilité).

### ✓ LA distance Euclidienne

Cette distance a été utilisée dans (Voorhees & Poggio, 1988).

$$\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2} \quad (2.24)$$

✓ **La distance de Manhattan**

Cette distance a été employée dans (Swain & Ballard, 1991)], (Stricker & Orengo, 1995).

$$\sum_{i=1}^N |X_i - Y_i| \quad (2.25)$$

✓ **La distance d'intersection**

$$1 - \frac{\sum_{i=1}^N \min\{X_i, Y_i\}}{\min\{\sum_{i=1}^N X_i, \sum_{i=1}^N Y_i\}} \quad (2.26)$$

✓ **La distance de Sorensen**

$$\frac{\sum_{i=1}^N |X_i - Y_i|}{\sum_{i=1}^N (X_i + Y_i)} \quad (2.27)$$

✓ **La distance de Kulczunsky**

$$\frac{\sum_{i=1}^N |X_i - Y_i|}{\sum_{i=1}^N \min\{X_i, Y_i\}} \quad (2.28)$$

✓ **La distance de Soergel**

$$\frac{\sum_{i=1}^N |X_i - Y_i|}{\sum_{i=1}^N \max\{X_i, Y_i\}} \quad (2.29)$$

✓ **La distance de Chebyshev**

$$\max\{|x_i - y_i|\} \quad (2.30)$$

✓ **La distance quadratique**

$$D_Q = \sqrt{(f_1 - f_2)^T A (f_1 - f_2)} \quad (2.31)$$

$$\text{Où : } A = [a_{ij}] \text{ et } a_{ij} = 1 - \frac{d_{ij}}{\max(d_{ij})}$$

✓ **La distance de Mahalanobis**

Cette distance a été adoptée dans (Smith, 1997), (Van Trees, 2004).

$$D_m = \sqrt{(f_1 - f_2)^T C^{-1} (f_1 - f_2)} \quad (2.32)$$

Où  $C$  est la matrice de covariances.

➤ **Quasi distance**

Soit un ensemble  $X$ , la fonction  $d: X * X \rightarrow R$  est dite quasi distance dans  $X$  si  $d$  est non négative, si  $d(x, x) = 0$  est vérifiable pour tous les éléments de  $x \in X$ .

✓ **La quasi distance  $X^2$**

Cette quasi distance est utilisé dans (Rubner & Tomasi, 2013).

$$\sum_p \frac{(X(p)-Y(p))^2}{Y(p)} \quad (2.33)$$

✓ *La quasi distance Neyman-X<sup>2</sup>*

$$\sum_p \frac{(X(p)-Y(p))^2}{X(p)} \quad (2.34)$$

✓ *La quasi distance Séparation*

$$\max_p \left(1 - \frac{X(p)}{Y(p)}\right) \quad (2.35)$$

## ➤ Divergence

Etant donné l'ensemble  $X$ . La fonction  $d: X * X \rightarrow R$  est dite divergence (une semi métrique) dans  $X$  si  $d$  est :

- ✓ Non négative.
- ✓ Symétrique.
- ✓ Si  $d(x, x) = 0$  pour tous les éléments  $x \in X$  et si  $d(x, y) \leq d(x, z) + d(z, y)$

✓ *La divergence Jeffrey*

$$\sum_p (X(p) - Y(p)) \ln \frac{X(p)}{Y(p)} \quad (2.36)$$

### 2.4.3.4 Evaluation d'un système CBIR

L'étape d'évaluation est une phase primordiale dans le domaine de recherche d'images en particulier et dans le domaine de recherche d'information en général. En effet, c'est durant cette phase qu'on peut tester, comparer et même valider des nouvelles méthodes et techniques. L'évaluation d'un système de recherche CBIR a pour but donc de situer sa performance et même son efficacité par rapport au besoin d'information et à la requête soumise ou à la performance des autres systèmes. Deux modes d'évaluation sont alors possibles: le *mode automatique ou système* qui permet d'évaluer la performance purement automatique où en comparant les résultats retournés par le système aux résultats désirés. Le deuxième mode c'est *le mode utilisateur* qui évalue la performance par rapport à la satisfaction des usagers. Nous nous intéressons dans notre thèse à l'*évaluation système*.

L'évaluation requiert l'établissement d'une expérimentation qui utilise les éléments suivants :

- ✓ Une collection d'images.
- ✓ Un ensemble de requêtes.
- ✓ Une liste d'images pertinentes pour chaque requête.
- ✓ Des mesures et des critères quantifiables.

Les premiers quatre éléments font tous partie de ce qu'on appelle *Benchmark*.

### 2.4.3.5 Quelques bases d'expérimentation

Il y a plusieurs benchmarks ou bases d'images destinées à l'évaluation d'un système de recherche CBIR. Ces bases peuvent être catégorisées en deux classes : bases d'images générales qui ont le caractère hétérogène (Flickner, 1995) comme la base d'images personnelles (Vailaya, et al., 2001) et les bases d'images dédiées ou spécifiques comme la base des peintures chinoises anciennes (Li & Wang, 2004) ayant un caractère spécial (logos, trademarks, landmarks). On peut citer entre autres:

#### ➤ **La base Corel**

Cette base contient 10000 images de taille 192\*128 qui sont catégorisées en 100 classes.



Figure 13 Quelques images de la base Corel

#### ➤ **La base de Wang:**

Est un sous-ensemble de la base *Corel* qui contient 1000 images qui sont catégorisées manuellement en 10 classes, chacune contient 100 images. Pour chaque image requête de la base de *Wang*, il y a 99 images considérées pertinentes à cette image. Cette base est téléchargeable du site web : <http://www.Wang.ist.psu.edu/docs/related.shtml>.



Figure 14 Quelques images représentant les 10 classes de la base de Wang.

#### ➤ **MIRFLICKR-25000**

Cette base d'expérimentation contient 25000 images. Cette base est téléchargeable du site web: <http://press.liacs.nl/mirflickr/mirdownload.htm>.







### ➤ **Le Rappel**

Cette métrique est définie comme le rapport entre le nombre des images pertinentes retrouvées et le nombre des images pertinentes dans la base d'images interrogée. Elle est donnée par la formule suivante :

$$\text{rappel} = \frac{\text{nombre des images pertinentes retrouvées}}{\text{nombre des images pertinentes dans la base}} \quad (2.38)$$

### ➤ **Le Concept d'utilité**

Dans certains cas, il est difficile de comparer entre deux méthodes ou techniques utilisant seulement les courbes de *précision/rappel*. C'est le cas où les deux méthodes sont comparables or il n'y a pas une méthode qui est vraiment meilleure que l'autre tout au long de la courbe *précision/rappel*. Dans ce cas, il est préférable d'opter pour une autre métrique d'évaluation à savoir *le concept d'utilité* (Fishburn, 1998) qui permet de simplifier la tâche de comparaison en transformant la courbe en une seule valeur.

*Le concept d'utilité* est donné par la formule suivante :

$$u = \sum_{s=0}^1 p * (1 - s) \quad (2.39)$$

Où:  $p$  est la valeur de la précision alors que  $s$  est un paramètre qui augmente à chaque itération par la valeur 0.1 et il appartient à l'intervalle  $[0, 1]$ . Le paramètre  $s=0$  est correspondant à la valeur du rappel 0% alors que la valeur  $s=1$  est associée à la valeur du rappel 100%.

## 2.5 Les problèmes du fossé sensoriel et du fossé sémantique

Selon Smeulders (Smeulders, et al., 2000), Le fossé sensoriel est défini comme le fossé existant entre le monde réel 3D et sa représentation en une image 2D alors que le fossé sémantique constitue l'écart pouvant exister entre les informations extraites d'une image et l'interprétation qu'un utilisateur humain peut associer à la même image dans un contexte donné. C'est ce problème majeur du fossé sémantique alors qui est à l'origine de la mauvaise qualité des résultats retournés par un système de recherche d'images. La sémantique de l'image est une propriété complexe qui n'est pas seulement liée à l'image en tant qu'un signal mais plutôt à l'utilisateur qui vient regarder cette image. Des efforts ont été déployés pour affaiblir l'acuité du problème du fossé sémantique en utilisant des techniques de segmentation pouvant extraire les objets de l'image, enrichir les informations extraites de l'image et même de penser à développer des systèmes CBIR interactifs.

## 2.6 Vers l'amélioration de la performance d'un système CBIR

La tendance actuelle, dans le domaine de la recherche d'images par le contenu, est d'améliorer la performance de ce qui existe en affaiblissant l'acuité des problèmes rencontrés: (1) en combinant les descripteurs (daS Torres, et al., 2005) (Anantharatnasamy, et al., 2013), les signatures (Zhang & Lu, 2001) et les approches, (2) intégrer un module d'apprentissage en utilisant les outils des autres domaines d'intelligence artificielle et de datamining (Kannan, et al., 2010) (Da Silva, et al., 2011), (3) concevoir des systèmes de

recherche d'images interactifs incluant l'utilisateur dans le processus de la recherche (Wong, et al., 2005) et (4) adapter le système de recherche d'images en fonction de l'utilisateur et de sa requête (Frederix, et al., 2000) (Urban, et al., 2003) (Zhao & Jia, 2007) .

Les deux chapitres suivants présentent les techniques d'amélioration des performances d'un système de recherche d'images par le contenu.

### **2.7 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques concepts de base de la recherche d'images par le contenu en se focalisant principalement sur le descripteur Couleur en passant en revue les espaces de couleur, les signatures, les mesures d'appariement ainsi que les benchmarks d'évaluation.

# Chapitre 03 Amélioration de la Performance d'un Système CBIR

### 3.1 Introduction

L'objectif principal d'un système de recherche d'images consiste à classer et ordonner les images de la base interrogée en termes de leur degré de pertinence par rapport à la requête soumise. Le classement des images est alors au cœur de l'opération de la recherche. En effet, un système de recherche d'images de qualité doit assurer un très bon classement des images pertinentes de la collection qui mène par conséquent à une satisfaction de l'utilisateur. Cependant, la qualité de classement des résultats laisse souvent à désirer dans le sens où des résultats peu ou non pertinents se retrouvent restitués dans les premières positions alors que certains résultats assez pertinents se retrouvent dans des positions très peu privilégiées. Le reclassement des résultats de la recherche fut alors proposé comme une des techniques d'amélioration des systèmes de recherche de l'information. Cette technique a été exploitée dans beaucoup de travaux sur le CBIR et dans le domaine de la recherche de l'information en général (Carbonell & Goldstein, 1998), (Agichtein, et al., 2006), (Natsev, et al., 2007), (Lin, et al., 2003), (Hosur, et al., 2014).

Dans ce contexte, nous nous intéressons, dans ce qui suit, à l'amélioration d'un système de recherche d'images par le contenu, par le biais d'un apprentissage lui permettant de trouver un nouveau classement des résultats (Faria, et al., 2010) en utilisant plus ou moins l'information de contrôle de pertinence.

### 3.2 Contrôle de pertinence

La pertinence est une notion cruciale dans le domaine de la recherche d'information en général y compris la recherche de l'image par le contenu. Cette notion complexe (Mizzaro, 1997), peut être définie comme la correspondance, en termes d'information, entre le document et la requête. Il y a principalement deux types de pertinence : la pertinence système et la pertinence utilisateur.

La pertinence système (Cleverdon, 1970) fait référence à un score attribué par le système de recherche afin d'évaluer l'adéquation du contenu d'un élément du corpus vis-à-vis de celui de la requête. Ce type de pertinence est objectif et déterministe.

La pertinence utilisateur (Mizzaro, 1997), quant à elle, est définie par le jugement de pertinence de l'utilisateur sur les résultats fournis par le système. Ce type de pertinence est subjectif.

Le rapprochement de ces deux types de pertinence peut avoir une très bonne répercussion sur la performance du système. Un moyen pour matérialiser ce rapprochement consiste à adopter le mécanisme de **contrôle de pertinence**.

Le mécanisme de contrôle de pertinence, provenant du domaine de la recherche d'information documentaire (Rocchio, 1971), consiste à juger, par l'utilisateur, la pertinence de quelques documents parmi ceux retournés par le système. Ce mécanisme qui a prouvé sa performance dans le cas du texte, avec différents modèles (Lavrenko & Croft, 2001), (Lv & Zhai, 2009), fut appliqué par la suite à la recherche d'images (Zhou & Huang, 2003), (Rui, et al., 1998), (Zhou & Huang, 2002). A l'inverse de la recherche d'information documentaire, où l'utilisateur doit consulter et lire tout un document à juger, un simple coup d'œil semble

suffisant pour que l'utilisateur mette en avant son contrôle de pertinence dans le cas de la recherche d'images. Cette facilité d'application est une raison de plus qui nous pousse à adopter le mécanisme de contrôle de pertinence dans le cas d'images.

Malheureusement, parfois, des utilisateurs n'acceptent pas toujours d'être sollicités pour exprimer leur jugement de pertinence. De ce fait, le système doit faire alors quelques suppositions pour remplacer le jugement de l'utilisateur. Ces suppositions consistent généralement à considérer les images bien classées durant la recherche initiale comme des images pertinentes et les images mal classées comme des images non pertinentes. Cette façon de faire est connue sous le nom de *pseudo contrôle de pertinence*.

### 3.2.1 Les algorithmes de reclassement à base de contrôle de pertinence

Comme déjà mentionné, le mécanisme de contrôle de pertinence s'appuie sur le jugement de l'utilisateur. Il existe deux types de jugement : le premier type est que l'utilisateur doit présenter au système seulement quelques images considérées pertinentes. Le deuxième type est l'indication aussi de quelques images que l'utilisateur qualifie non pertinentes (Muller, et al., 2000). Il y a même une tendance de renforcement qui va dans le sens de chercher d'autres images similaires afin d'élargir l'information de contrôle de pertinence (Zhou, et al., 2004) dont le nombre des images jugées semble non suffisant pour l'amélioration du système en combinant, en quelque sorte, le contrôle de pertinence et le pseudo contrôle de pertinence (Chan & King, 2004).

Nous catégorisons les algorithmes utilisés pour exploiter l'information de contrôle de pertinence dans le cadre de la recherche d'images par le contenu en trois classes (Mosbah & Boucheham, 2017a): les algorithmes de classification, les algorithmes de transformation de requête et les algorithmes de paramétrage. Nous citons, dans ce qui suit, l'essentiel de ces algorithmes.

#### 3.2.1.1 Les algorithmes de classification

Le principe de la classification supervisée consiste à établir une description de classes connues à partir de jeux d'apprentissage disponibles pour chacune de ces classes. Ensuite, un objet inconnu est soumis à la procédure de classification en comparant ses caractéristiques à celles déterminées pour les classes connues (Cutrona, 2003).

Comme tout système de recherche d'information, la recherche de l'image peut être considérée comme un problème de classification où il y a deux classes: les images pertinentes et les images non pertinentes. Cette classification peut rester binaire comme elle peut s'étendre pour devenir multi-classes où l'ensemble des images pertinentes peuvent faire partie de plusieurs classes (Zhou & Huang, 2002), (Zhou & Huang, 2003).

Après classification, les images de la classe pertinente vont être classées dans les premières positions. Evidemment, ces images seront suivies par les images de la classe non pertinente. Quant au classement à l'intérieur de la classe, nous avons envisagé de garder l'ancien classement par rapport à la requête soumise, entre autres approches.

Nous citons dans ce qui suit quelques algorithmes de classification supervisée (Kotsiantis, et al., 2007) qui sont employés à base de l'information de contrôle de pertinence afin d'améliorer les performances d'un système de recherche d'images par le contenu.

### ➤ **L'algorithme des K plus proches voisins (KNN)**

L'algorithme des K plus proches voisins (Duda & Hart, 1973) est un algorithme de classification supervisée qui permet de classer une nouvelle image sur la base des images déjà classifiées par l'utilisateur. Comme illustré dans le pseudo code de la Figure 18, les distances entre l'image à classer et les images déjà classifiées par l'utilisateur doivent tout d'abord être calculées. Les images des deux classes vont être ensuite ordonnées dans l'ordre croissant de leurs distances avec l'image à classer. La classe à laquelle appartiennent le grand nombre des K premières images est la classe à laquelle la nouvelle image va être attribuée. Voici quelques références qui utilisent l'algorithme KNN pour matérialiser le mécanisme de contrôle de pertinence : (Chang, et al., 2012), (Giacinto, 2007). Une version améliorée de cet algorithme a été proposée dans (Dharani & Aroquiaraj, 2013). La Figure 17 (Hastie, et al., 2001) illustre les frontières des voisins les plus proches entre les classes dans le cas d'une classification binaire.

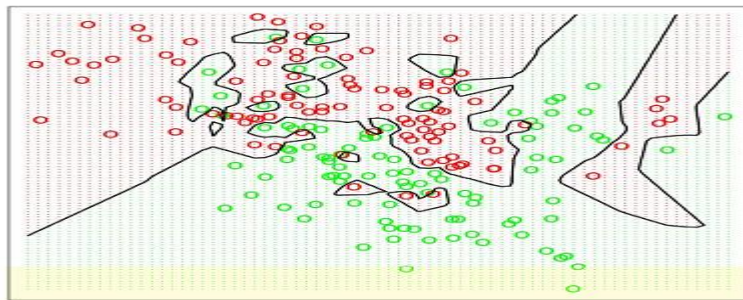


Figure 17 La frontière des proches voisins entre deux classes.

Etant donné :

N : le nombre des premières images retournées par la recherche initiale.  
P: le nombre des images jugées pertinentes ou non pertinentes par l'utilisateur.  
K : est une constante inférieure de R, il désigne le nombre d'éléments à considérer pour décider la classification d'un nouveau élément.

Initialisation  
Re-ranking\_set  $\leftarrow \Phi$ .  
Images  $\leftarrow \{Im_1, Im_2, \dots, Im_N\}$  (Les premières images retournées)  
Relevant\_images  $\leftarrow \{RIM_1, RIM_2, \dots, RIM_P\}$  (Les images jugées pertinentes).  
Non\_relevant\_images  $\leftarrow \{NRIm_1, NRIm_2, \dots, NRIm_P\}$  (Les images jugées non pertinentes).

- 1) Pour chaque image Im qui appartient à Images faire
  - Calculer la distance entre l'image Im et les images de deux classes pertinentes et non pertinentes.
  - Classer les images des deux classes, dans un ordre croissant, en fonction de leur distance avec l'image Im.
  - Classifier l'image Im comme pertinente ou non pertinente suivant l'appartenance de K premières images déjà classées.
  - Images  $\leftarrow$  images **moins** image Im.
- 2) Re-ranking\_set  $\leftarrow$  relevant\_images **plus** non\_relevant\_images.
- 3) Visualiser re\_ranking\_set à l'utilisateur.

Figure 18 Pseudo code de l'algorithme KNN.

### ➤ Classification à base de réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des outils d'apprentissage supervisé utilisés pour la classification (Fiesler, 1994) et l'approximation des fonctions (Leshno, et al., 1993). Plusieurs paramètres de tels outils sont laissés aux suppositions des chercheurs et à la nature des problèmes à résoudre comme par exemple l'architecture des RNA, le nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans une couche, la fonction d'activation de chaque neurone.

Dans le domaine de la recherche d'images, les RNA sont utilisés comme un moyen permettant l'amélioration de la performance, en utilisant l'information de contrôle de pertinence, afin de trouver un très bon classement des images de la collection (Muneesawang & Guan, 2001), (Park, et al., 2004), (Wang, et al., 2006). Les images jugées par l'utilisateur sont utilisées pour construire le RNA qui va être utilisé par la suite afin de classifier les autres images qui ne sont pas jugées.

L'architecture formelle d'un RNA est donnée par la Figure 19 (Touzet, 1992).

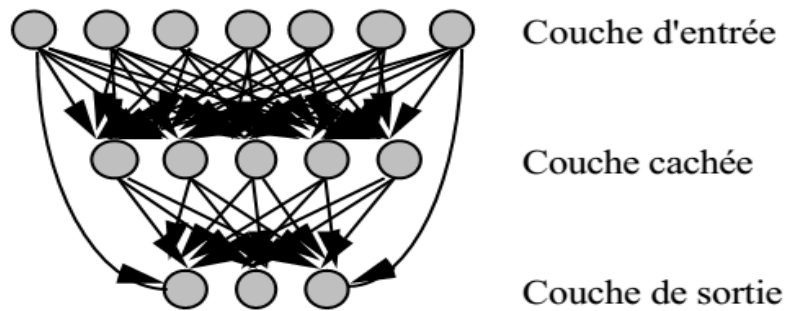


Figure 19 Structure d'un Réseau de neurones.

### ➤ Classification à base des machines à vecteur de support (SVM)

Les méthodes SVM, introduites par Vladimir Vapnik (Boser, et al., 1992), constituent un outil de classification ayant vu le jour après les RNAs. A l'inverse des réseaux de neurones artificiels, les méthodes SVM reposent sur une théorie mathématique solide (DJEFFAL, 2012). L'idée sur laquelle se base cet outil consiste à trouver l'hyperplan séparateur qui maximise la marge entre les éléments des deux classes. Les SVM peuvent être aussi utilisés pour la résolution de la régression non linéaire en employant des noyaux.

En consultant la littérature, on peut trouver plusieurs travaux qui utilisent la méthode SVM comme un moyen de contrôle de pertinence, entre autres : (Hong, et al., 2000), (Hoi & Lyu, 2004).

Comme dans le cas des réseaux de neurones, l'outil SVM nécessite aussi un nombre important d'images jugées par l'utilisateur afin d'obtenir des haute performances. Un nombre limité peut mener à la non stabilité du classifieur et au problème du sur-apprentissage. Quelques travaux ont été réalisés pour surmonter les problèmes du nombre limité des images jugées pertinentes lors de l'utilisation des SVM, dans le cadre de la recherche d'images par le contenu. On peut citer entre autres : (Wang, et al., 2005), (Tao, et al., 2006), (Wu & Yap, 2006).

La Figure 20 (DJEFFAL, 2012) présente l'idée sur laquelle se base les méthodes SVM.

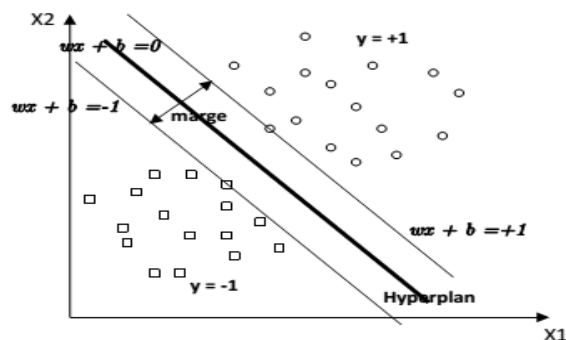


Figure 20 SVM binaire.



## ➤ Classification à base des arbres de décision

L'arbre de décision (Ramanan, et al., 2007) est un autre moyen de classification supervisée qui est utilisé dans le domaine de la recherche d'images par le contenu en exploitant l'information de contrôle de pertinence (Shyu, 2000). Les images jugées par l'utilisateur sont employées pour construire l'arbre en désignant les différents niveaux et surtout les différentes conditions permettant le passage d'un nœud à un autre. Une fois l'arbre est construit, il devient capable à classifier les autres images non encore jugées. Plusieurs travaux utilisant les arbres de décision peuvent être trouvés surtout dans le domaine médical (Quellec, et al., 2007), (Quellec, et al., 2010).

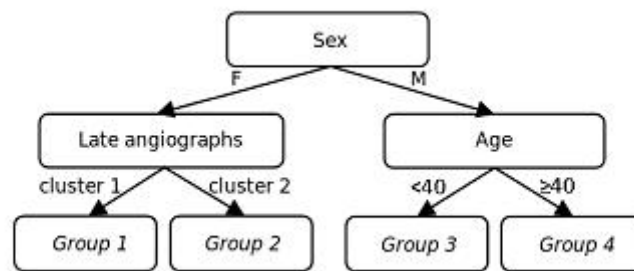


Figure 21 Un exemple d'un arbre de décision.

La Figure 21 (Quellec, et al., 2010) illustre un exemple d'un arbre de décision de trois niveaux (la racine, les feuilles et un niveau intermédiaire). Les nouveaux éléments à classifier doivent être passés par la racine puis être déplacés dans l'arbre d'un nœud à un autre en respectant les conditions de transitions jusqu'à ce qu'ils arrivent aux feuilles qui déterminent leur classes appropriées.

### 3.2.1.2 Les algorithmes de transformation de La requête

Une requête a pour but d'exprimer plus ou moins le besoin mental en information de l'utilisateur (SI-MOHAMMED, 2014). Ce besoin d'information peut être exprimé sous forme de diverses requêtes. Comme la qualité des résultats d'un système de recherche d'images est liée strictement à la requête soumise par l'utilisateur, deux requêtes différemment formulées, exprimant le même besoin d'information, peuvent générer des résultats différents.

Une façon d'améliorer les performances d'un système de recherche d'images par le contenu, en utilisant l'information de contrôle de pertinence, consiste alors à reformuler la requête initiale pour obtenir une requête pouvant permettre au système de bien retrouver plus d'images pertinentes.

La transformation de la requête est un mécanisme d'amélioration de performance introduit initialement dans le domaine de la recherche d'information documentaire. Ce mécanisme fut appliqué par la suite dans le domaine de la recherche d'images par le contenu mais au lieu de transformer la requête qui est dans ce cas là une image, nous transformons son vecteur de représentation.

Nous abordons dans ce qui suit trois méthodes de transformation de requête les plus fréquemment utilisées.

➤ **Query Point Movement**

Cette méthode utilise généralement une seule signature comme un moyen d'indexation. Elle consiste à calculer le centroïde des images jugées pertinentes par l'utilisateur (Porkaew & Chakrabarti, 1999). Cette méthode n'exige pas que l'utilisateur doit présenter des images non pertinentes. Le centroïde est calculé par la formule suivante :

$$C = \frac{\sum_{i=1}^N w_i E_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (3.1)$$

Où :  $E_1, E_2, \dots, E_i, \dots, E_n$  représente les  $n$  vecteurs d'images jugées pertinentes par l'utilisateur.  $w_1, w_2, \dots, w_i, \dots, w_n$  sont leurs pondérations associées selon leur degré de pertinence.

➤ **Formule Standard de Rocchio (Standard Rocchio's Formula)**

A l'inverse de la méthode précédente, cette méthode (Rui, et al., 1997) exige que l'utilisateur présente quelques images pertinentes et quelques images non pertinentes. La transformation de la requête à base de cette méthode est donnée par la formule suivante :

$$Q_1 = \alpha Q_0 + \beta \left( \frac{1}{n_R} \sum_{D_m \in D_R} \frac{D_m}{|D_m|} \right) - \gamma \left( \frac{1}{n_{N-R}} \sum_{D_m \in D_{N-R}} \frac{D_m}{|D_m|} \right) \quad (3.2)$$

Où :  $Q_0$  est la requête initiale soumise par l'utilisateur,  $R$  est pour les images pertinentes,  $N - R$  est pour les images non-pertinentes.  $Q_1$  est la nouvelle représentation de la requête.  $\alpha, \beta$ , et  $\gamma$  sont les poids associés respectivement à la requête initial, les images pertinentes et les images non-pertinentes.

➤ **Requête à décalage adaptatif (Adaptive Shifting Query)**

Cette méthode de transformation de la requête a été proposée dans (Giacinto, et al., 2001a) pour être appliquée dans des bases d'images homogènes appartenant au même domaine. Cette méthode requiert que l'utilisateur présente des images pertinentes et d'autres images non pertinentes. La représentation de la requête, à base de cette méthode, est donnée comme suit :

$$Q_{new} = \mu_R \left( \frac{1}{2} + \frac{k_{N-R}}{K} \right) \frac{\alpha D_{max}}{\|\mu_R - \mu_{N-R}\|} (\mu_R - \mu_{N-R}) \quad (3.3)$$

$$D_{max} = \max_{l_n \in N(Q)} \|Q - l_n\| \quad (3.4)$$

$$\mu_R = \frac{1}{k_R} \sum_{I \in I_R} I \quad (3.5)$$

$$\mu_{N-R} = \frac{1}{k_{N-R}} \sum_{I \in I_{N-R}} I \quad (3.6)$$

Où :  $k_R$  et  $k_{N-R}$  est respectivement le nombre des images pertinentes et non pertinentes comme elles sont jugées par l'utilisateur.  $K$  est la somme des images jugées pertinentes et non pertinentes.  $\mu_R$  et  $\mu_{N-R}$  est la médiane des vecteurs des images jugées pertinentes et

non pertinentes.  $D_{max}$  est la distance maximum entre la requête initiale Q et ses images voisines.

### 3.2.1.3 Les Algorithmes de Paramétrage

Comme illustré dans les chapitres précédents, la signature d'indexation et la mesure d'appariement sont deux facteurs cruciaux en ce qui concerne la performance d'un système de recherche d'images par le contenu. L'information de contrôle de pertinence peut contribuer à trouver la meilleure pondération des objets constituant la signature ou toute une combinaison de mesures.

Nous abordons, dans ce qui suit, deux algorithmes de paramétrage ou de pondération à base de l'information de contrôle de pertinence injectée par l'utilisateur.

#### ➤ *La pondération des signatures (Feature Weighting)*

La pondération des signatures (Kherfi & Ziou, 2006) a pour but de pondérer le vecteur d'indexation de telle sorte que nous associons des poids forts aux signatures figurant dans les images jugées pertinentes et nous attribuons des poids faibles aux images jugées non pertinentes.

#### ➤ *Optimisation des paramètres de métrique de similarité*

Cette méthode (Rui & Huang, 2001) consiste à optimiser les paramètres dans le cas d'utilisation de plusieurs mesures d'appariement. Elle permet alors de trouver la formule adéquate englobant plusieurs métriques d'appariement et ce à base de l'information de contrôle de pertinence injectée par l'utilisateur. Le bon paramétrage à rechercher est celui qui permet de classer les images jugées pertinentes par l'utilisateur aux premiers rangs et les images jugées non pertinentes aux derniers rangs.

Afin de bien améliorer les résultats, certains auteurs ont opté pour la combinaison des algorithmes des trois classes (Giacinto, et al., 2001b) alors que d'autres sont allés dans le sens de modifier les énoncés de certains algorithmes (Traina, et al., 2006).

## 3.3 Pseudo contrôle de pertinence

Dans certains cas, les utilisateurs n'acceptent pas d'interagir trop avec le système de recherche d'images ce qui pousse le système à adopter, comme moyen d'amélioration, le pseudo contrôle de pertinence qui n'exige aucune interaction en cherchant des corrélations et des régularités entre les premières images retournées durant la recherche initiale.

### 3.3.1 Les algorithmes de reclassement à base de pseudo contrôle de pertinence

Les approches adoptées dans le cas de reclassement à base de pseudo contrôle de pertinence sont presque les mêmes approches employées dans le cas de reclassement à base de contrôle de pertinence. Les deux seules différences est que l'approche à base de classification supervisée devient une approche à base de clustering et que les premières

images retournées soient considérées comme des images pertinentes et les dernières images retournées soient supposées comme des images non pertinentes.

### 3.3.1.1 Les algorithmes de clustering

La classification non supervisée ou automatique (clustering) consiste à faire émerger des groupes appelés clusters au sein d'un ensemble d'éléments sans aucune information à priori. L'objectif de clustering est de découvrir la structure sous-jacente des données pour en extraire de l'information (Forestier, 2010). Ce processus permet alors de construire des clusters où les éléments de chaque cluster sont très proches les uns des autres et sont très distants, autant que possible, des éléments des autres clusters.

Le clustering est fréquemment appliqué dans le domaine de la recherche d'images par le contenu (Chen, et al., 2003), (Park, et al., 2002), (Chen, et al., 2005), (Wang, et al., 2008) comme un moyen de pseudo contrôle de pertinence visant à améliorer les performances du système.

La classification non supervisée adoptée est généralement de type binaire où il y a deux clusters. Car les données à classifier sont des images retournées par un système de recherche d'images, la plupart d'entre elles sont des images pertinentes. Le cluster le plus large qui contient le nombre le plus important d'élément est considéré alors comme le cluster pertinent, alors que l'autre cluster par conséquent est considéré comme non pertinent. Les images du cluster pertinent vont être classées donc au premier rang suivies des images de cluster non pertinent. Quant au classement à l'intérieur du cluster, nous enregistrons plusieurs alternatives. Entre autres : maintenir le même classement initial.

Nous citons, dans ce qui suit, quelques algorithmes de clustering largement utilisés dans le domaine de la recherche d'images par le contenu pour trouver un très bon classement d'images.

#### ➤ *L'algorithme K-means*

K-means est un algorithme très connu pour la classification non supervisée. Le problème majeur de cet algorithme est que sa performance est strictement liée au nombre de clusters à adopter ainsi qu'aux données d'initialisation (Pena, et al., 1999). Afin de pallier le problème d'initialisation, il est préférable de faire tourner l'algorithme plusieurs fois avec diverses données d'initialisation (Jain, et al., 1999). Pour la valeur de K, il y a des travaux qui sont allés dans le sens d'effectuer toute une phase d'apprentissage afin de désigner la valeur de k (Hamerly & Elkan, 2003).

L'algorithme K-means est décrit par l'organigramme dans la Figure 22 (Teknomo, 2007).

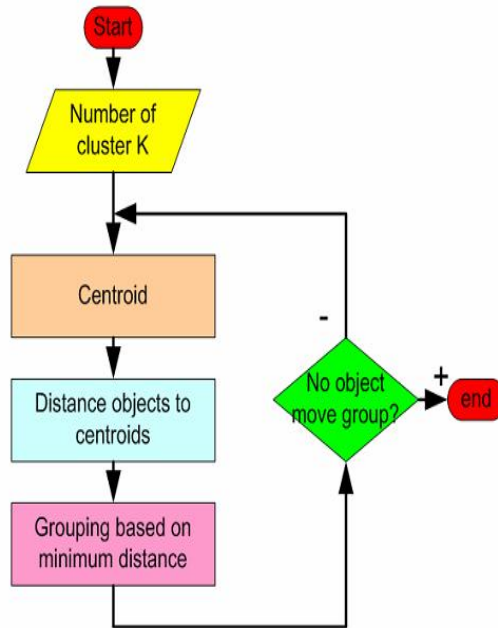


Figure 22 Organigramme de l'algorithme K-means.

L'algorithme K-means a été largement utilisé dans le domaine de la recherche d'images par le contenu (Su, et al., 2010), (Ho, et al., 2012), (Chen, et al., 2010), (Chang, et al., 2012).

### ➤ La méthode hiérarchique de clustering (HACM)

Cette méthode commence par créer pour chaque élément un cluster exclusif. Puis, elle procède à regrouper, durant chaque itération, les deux clusters les plus proches en réduisant par conséquent le nombre de clusters. Ce regroupement continue jusqu'à ce qu'on obtient un seul cluster. Ce processus produit alors une structure d'arbre dont les feuilles sont les éléments initiaux et les nœuds sont les clusters ainsi obtenus. Cet arbre est connu dans la littérature par Dendrogramme. La Figure 23 schématise un exemple d'un dendrogramme produit après l'exécution de cette méthode.

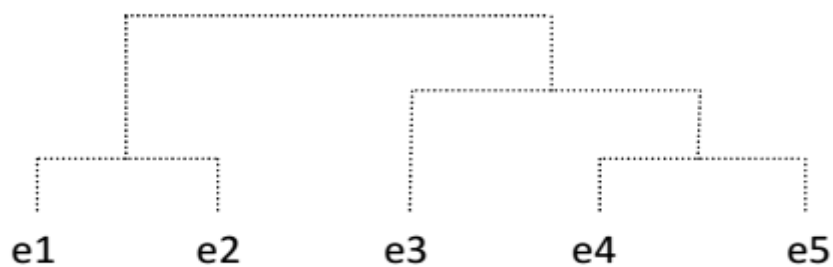


Figure 23 Un exemple d'un dendrogramme.

Plusieurs travaux, faisant partie de la recherche d'images par le contenu, utilisent la méthode hiérarchique de clustering (Cai, et al., 2004), (Jarrah, et al., 2006), (Park, et al., 2002).

## ➤ *Clustering à base de cartes auto organisatrices*

Les cartes auto organisatrices sont des réseaux à apprentissage non supervisé qui constituent une classe importante des réseaux de neurones. Cet outil d'apprentissage a reçu une attention particulière depuis les travaux de Von der Malsburg (Malsburg, 1973) et Kohonen (Kohonen, 1982), (Kohonen, 1997).

La Figure 24 (Pallaver, 2006) illustre le schéma global d'une carte auto organisatrice.

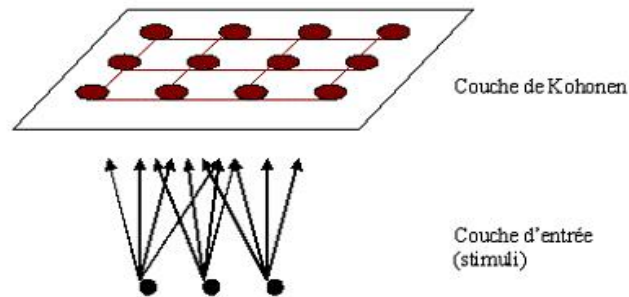


Figure 24 Schéma d'une carte auto-organisatrice.

Plusieurs travaux, faisant partie de la recherche d'images par le contenu, ont utilisé cet outil (Laaksonen, et al., 2001), (Chow, et al., 2006), (Koskela, et al., 2004), (Chan & King, 2004), (Laaksonen, et al., 2000).

### 3.4 L'adaptation des systèmes informatiques et l'adaptation dans le domaine CBIR

L'objectif de développement d'applications informatiques consiste à automatiser les opérations manuelles fastidieuses. L'atout de ces applications, qui présentent une solution automatique aux problèmes soulevés, réside dans l'objectivité assurée évitant alors toute subjectivité humaine. On peut catégoriser les problèmes à résoudre par les applications automatiques en deux grands types : les problèmes faciles à définir formellement comme par exemple le problème du plus grand commun diviseur (PGCD) et les problèmes difficiles à définir formellement ou ce qu'on appelle les problèmes mal définis. La recherche d'images appartient au deuxième type à savoir les problèmes mal définis.

La difficulté rencontrée lors de la conception des systèmes pour les problèmes mal définis réside dans le fait que la requête soumise ne reflète pas fidèlement le besoin d'information de l'utilisateur. En plus, ce besoin d'information n'est pas stable, il peut se modifier dans le temps. Autrement dit, souvent, l'utilisateur ne sait pas vraiment que ce qu'il a besoin comme information.

Un système de qualité doit produire les résultats escomptés pour chaque requête soumise. Comme c'est l'utilisateur qui juge la qualité du système en fonction de sa satisfaction, on cherche alors à satisfaire l'utilisateur au lieu de satisfaire la requête. Remarquons alors que la satisfaction est fortement subjective. En effet, deux utilisateurs peuvent formuler la même requête mais ils s'attendent à des résultats différents. Le système automatique doit alors

s'adapter à l'utilisateur en évitant, cette fois ci, son atout d'objectivité pour devenir lui aussi subjectif, au point d'être considéré par l'utilisateur comme un être humain, pas une machine.

La tendance alors est de concevoir des systèmes adaptatifs qui prennent en considération, au-delà de la requête, le profil de l'utilisateur en traitant chaque utilisateur différemment au point de laisser celui-ci croire que le système est conçu spécialement pour lui.

Dans notre démarche, nous ne construisons pas explicitement un profil de l'utilisateur, mais ce profil est créé implicitement à base de l'information de contrôle de pertinence injectée par l'utilisateur lui-même.

Dans ce chapitre, nous présentons la notion d'adaptation figurant dans plusieurs applications informatiques, puis nous discutons l'influence de cette notion dans le domaine de la recherche d'images par le contenu.

### 3.4.1 Définitions de l'adaptation

Dans (Browne, 2016), un système adaptatif se définit comme un système capable de changer son comportement pour correspondre à un individu ou à un groupe d'individus.

Dans (Totterdell & Rautenbach, 1990), les systèmes adaptatifs sont catégorisés en six niveaux :

- Système câblé : le comportement du système est défini à la conception. Aucune adaptation possible.
- Système adaptable : le système est personnalisable sur intervention explicite de l'utilisateur qui peut agir sur les paramètres fixés par le concepteur.
- Système adaptatif : le système est doué de discrimination. Il sait reconnaître la situation et adopte la réaction fixée par le concepteur pour cette situation. Mais le système est incapable d'évaluer l'effet de sa réaction.
- Système auto régulateur : le système est doué de facultés d'auto évaluation. Non seulement il reconnaît la situation mais utilise, pour effectuer son choix de réaction, une fonction de contrôle de pertinence sur lui-même par essai-erreur.
- Système auto médiateur : le système a les caractéristiques de l'auto régulation, mais en plus, il est capable de résoudre le problème de l'adaptation par planification et peut évaluer a priori l'effet d'une réaction.
- Système auto modificateur : c'est la phase ultime du système adaptatif autonome. Il s'agit d'un système doué de généralisation qui, par ses méta-connaissances, a la capacité d'apprendre de nouveaux déclencheurs et de nouvelles réactions.

Dans (Dieterich, et al., 1993), trois moments possibles sont identifiés pour l'adaptation : avant la première utilisation, pendant l'utilisation et entre deux utilisations.

- Une adaptation avant la première utilisation est une adaptation faite par le concepteur, l'expert local ou l'administrateur. Elle correspond notamment à une configuration du logiciel à l'installation.
- Une adaptation en cours d'exécution qui se passe de manière continue pendant l'utilisation du logiciel par l'utilisateur final.

- Une adaptation entre deux utilisations correspond à une adaptation qui demande de relancer l'application ou une reconfiguration par l'expert local, l'administrateur ou l'utilisateur.

Notons que l'adaptation est, de nos jours, bien sollicitée dans presque tous les domaines d'application. En effet, cette notion est vulgarisée maintenant dans le domaine d'interface homme/machine (IHM) (Thevenin, 2001), le domaine d'informatique ambiante (Ferry, 2011) ainsi que dans le domaine du e-learning, des hypermédias (Ghedira, 2002), (Villard, 2002), (Samia, 2014) et le domaine des systèmes multi agents (SMA) (Lemouzy, 2011), (Graja, 2015), entre autres applications et domaines de l'informatique.

Notons aussi qu'un système adaptatif n'est pas un système adaptable. En effet, les systèmes adaptables donnent à l'utilisateur la possibilité de personnaliser un certain nombre d'aspects du système (généralement une interface) à travers une configuration manuelle alors que les systèmes adaptatifs infèrent eux-mêmes un certain nombre d'aspects du système sans que l'utilisateur n'ait à spécifier directement les modifications à effectuer (Kobsa, 2007).

### 3.4.2 L'adaptation dans le domaine CBIR

L'adaptation est un concept qui a trouvé sa place dans le domaine de la recherche d'images par le contenu. En effet, plusieurs travaux ont fait appel à l'adaptation du système CBIR. Ces travaux peuvent être catégorisés en plusieurs classes : ceux qui procèdent à adapter l'interface du système CBIR (Frederix, et al., 2000), (Urban, et al., 2003), (Urban, et al., 2006), ceux qui font l'adaptation de quelques parties internes du système, comme par exemple l'adaptation d'un algorithme de clustering (Stehling, et al., 2001), (Zhao & Jia, 2007), (Saboorian, et al., 2010), l'adaptation de l'opération de segmentation (An, et al., 2010), ceux qui adaptent quelques caractéristiques globales (Grigorova, et al., 2007), (Song, et al., 2010) ou locales des images (Nguyen & Worring, 2005), ceux qui font l'adaptation au niveau de l'optimisation de la sélection des caractéristiques (Sebai & Kourgli, 2014), ceux qui interviennent dans l'adaptation de la mesure de similarité (Lee & Lin, 2008) et ceux qui utilisent des techniques de fouille de données (Kumar, et al., 2012).

### 3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux alternatives d'amélioration de performances d'un système de recherche d'images par le contenu : le reclassement à base de (pseudo) contrôle de pertinence et l'adaptation. Nous avons aussi catégorisé les algorithmes d'amélioration de performance à base de (pseudo) contrôle de pertinence en trois classes : algorithmes de classification, algorithmes de transformation de la requête et algorithmes de paramétrage.



# **Chapitre 04 Contribution pour l'amélioration des performances d'un système CBIR par le reclassement**

## 4.1 Introduction

Vue leurs performances généralement modestes et limitées, l'amélioration des résultats d'un système de recherche d'images, basé seulement sur des attributs de bas niveau, est évidemment une nécessité permettant d'atteindre une qualité des résultats, menant à une satisfaction de l'utilisateur. Comme déjà illustré au chapitre 3 et dans l'optique de l'amélioration, nous avons élaboré une étude comparative de quelques travaux de reclassement en proposant une catégorisation en deux approches (Mosbah & Boucheham, 2017a). La première approche s'appuie sur le mécanisme de contrôle de pertinence en utilisant le jugement par l'utilisateur de quelques images de la recherche initiale. La deuxième approche se base sur le mécanisme de pseudo contrôle de pertinence qui ne nécessite aucune interaction supplémentaire avec l'utilisateur. Dans ce deuxième cas, les premières images retournées par la recherche initiale sont présumées pertinentes et les images mal classées sont non pertinentes aux yeux du système.

Dans le chapitre actuel, nous présentons trois contributions. La première contribution consiste à améliorer les résultats à base de signatures (Mosbah & Boucheham, 2014d), (Mosbah & Boucheham, 2013), (Mosbah & Boucheham, 2012a). La deuxième contribution (Mosbah & Boucheham, 2014a), (Mosbah & Boucheham, 2015a) s'inscrit dans le cadre de l'amélioration de la performance d'un système de recherche d'images sans interaction avec l'utilisateur en utilisant le mécanisme de pseudo contrôle de pertinence. La troisième contribution (Mosbah & Boucheham, 2014b) relève de l'alternative utilisant l'information de contrôle de pertinence injectée par l'utilisateur. Ces trois contributions sont présentées en détail dans les deux sections 4.2, 4.3 et 4.4.

## 4.2 Approche de reclassement à base de signatures

Nous avons utilisé le reclassement des images à base de signatures dans trois travaux. Ces trois travaux partagent le même principe de reclassement à base de signatures mais ils sont différents les uns des autres.

Dans (Mosbah & Boucheham, 2012a), nous avons proposé d'éliminer le bruit pouvant figurer dans les résultats retournés par un moteur de recherche d'images textuel, comme Google, par le moyen d'employer des techniques faisant partie du CBIR.

Dans (Mosbah & Boucheham, 2013), nous avons ciblé le reclassement des images retournées par un système CBIR mais en utilisant une autre signature (ou une mesure d'appariement) différente de celle utilisée pendant la recherche initiale.

Dans (Mosbah & Boucheham, 2014d), nous avons utilisé la combinaison des signatures en utilisant le reclassement comme un outil avec deux autres moyens à savoir : l'utilisation du concept d'utilité et la fusion de signatures à travers la même formule.

### 4.3 Approche à base de vote majoritaire (*MVRA : Majority Voting Re-ranking Algorithm*)

L'algorithme proposé, dénommé **MVRA** (Mosbah & Boucheham, 2014a), (Mosbah & Boucheham, 2015a), a pour but de reclasser les images retournées par un système de recherche d'images par le contenu de base afin de déclasser le bruit existant au sein des résultats retournés. L'algorithme **MVRA** procède alors à organiser un vote entre les images du premier sous ensemble d'images retourné. Comme n'importe quelle opération de vote, l'ensemble d'images à reclasser doit, de prime à bord, se départager en deux classes : la classe des candidats et la classe des électeurs. Comme illustré ci-après, nous envisageons deux versions pour le même algorithme : la première version considère que les premières images de l'ensemble à reclasser sont présumées des candidats, le reste constitue les électeurs. A l'inverse de la première version, la deuxième considère que les premières images sont des électeurs et les dernières sont des candidats. A noter que, dans les deux cas, le nombre des électeurs doit être assez supérieur au nombre des candidats. Le traitement effectué par l'algorithme MVRA consiste, en bref, à modifier le contenu des deux classes : candidats et électeurs tout au long de l'exécution de l'algorithme en fonction du score obtenu au vote. A chaque itération, quelques images de la classe 'candidats' doivent être écartées pour être remplacées par d'autres images de la classe 'électeurs' qui se réduit alors systématiquement jusqu'à ce qu'elle devienne vide. Le fait que la classe des électeurs devienne vide constitue le critère d'arrêt de l'algorithme. Dans les deux versions, le mode d'exécution de l'algorithme nous donne l'impression de l'idée de la fenêtre glissante utilisée dans le domaine des réseaux informatiques. Seulement ici, la fenêtre glisse vers le haut ou vers le bas selon la version de l'algorithme. Les deux versions de l'algorithme sont données dans les deux figures : Figure 25 et Figure 26.

Etant donné  $N$  : le nombre des premières images retournées.

### Initialisation

$\text{Re-ranking\_set} \leftarrow \Phi$

$\text{Images} \leftarrow \{\text{Im}_1, \text{Im}_2, \dots, \text{Im}_N\}$  (les images du premier sous ensemble à reclasser)

$\text{Candidats} \leftarrow \{\text{Im}_{N-4}, \text{Im}_{N-3}, \text{Im}_{N-2}, \text{Im}_{N-1}, \text{Im}_N\}$

$\text{Electeurs} \leftarrow \{\text{Im}_1, \text{Im}_2, \dots, \text{Im}_{N-5}\}$

### Traitement

1)

- Calculer la matrice de distances :  $\text{Electeur} * \text{Candidats}$ .
- Organiser un vote : chaque image de la classe  $\text{Electeur}$  donne sa voix à l'image la plus proche, en termes de distance, de la classe  $\text{Candidats}$ .
- Reclasser, dans un ordre décroissant, les images de la classe  $\text{Candidats}$  en fonction du score de chacune collecté pendant l'opération de vote.
- $\text{Re-ranking\_set} \leftarrow \text{re-ranking\_set}$  plus les deux dernières images dans  $\text{Candidats}$ .
- $\text{Candidats} \leftarrow \text{Candidats}$  minus les deux dernières images dans la classe  $\text{Candidats}$ .
- $\text{Electeurs} \leftarrow \text{Electeurs}$  minus les deux dernières images dans la classe  $\text{Electeurs}$ .

2) Si  $\text{Electeurs} \neq \Phi$  aller à (1).

3) Inverser le  $\text{re-ranking\_set}$  avant sa visualisation à l'utilisateur.

Figure 25 L'algorithme à base de vote majoritaire (version 1).

Etant donné  $N$  : le nombre des premières images retournées.

### Initialisation

$\text{Re-ranking\_set} \leftarrow \Phi$

$\text{Images} \leftarrow \{\text{Im}_1, \text{Im}_2, \dots, \text{Im}_N\}$  (les images du premier sous ensemble à reclasser)

$\text{Candidats} \leftarrow \{\text{Im}_1, \text{Im}_2, \text{Im}_3, \text{Im}_4, \text{Im}_5\}$

$\text{Electeurs} \leftarrow \{\text{Im}_6, \text{Im}_7, \dots, \text{Im}_N\}$

### Traitement

1)

- Calculer la matrice de distances :  $\text{Electeur} * \text{Candidats}$ .
- Organiser un vote : chaque image de la classe  $\text{Electeur}$  donne sa voix à l'image la plus proche, en termes de distance, de la classe  $\text{Candidats}$ .
- Reclasser, dans un ordre décroissant, les images de la classe  $\text{Candidats}$  en fonction du score de chacune collecté pendant l'opération de vote.
- $\text{Re-ranking\_set} \leftarrow \text{re-ranking\_set}$  plus les deux premières images dans  $\text{Candidats}$ .
- $\text{Candidats} \leftarrow \text{Candidats}$  minus les deux premières images dans la classe  $\text{Candidats}$ .
- $\text{Electeurs} \leftarrow \text{Electeurs}$  minus les deux premières images dans la classe  $\text{Electeurs}$ .

2) Si  $\text{Electeurs} \neq \Phi$  aller à (1).

3) Visualiser le  $\text{re-ranking\_set}$  à l'utilisateur.

Figure 26 L'algorithme à base de vote majoritaire (version 2).

## 4.4 L'algorithme KNN incrémental

Cet algorithme est inspiré de l'algorithme de classification supervisée *KNN*. L'algorithme *KNN* original, en bref, permet d'attribuer un nouvel élément à la classe qui contient le nombre le plus élevé de ses proches. Le  $k$  est le nombre d'éléments qui vont être considérés pour décider la classification d'un nouvel élément.

La version originale de l'algorithme *KNN* consiste à fixer les éléments dans chaque classe. L'idée derrière notre nouvel algorithme, nommé *KNN incrémental* (Mosbah & Boucheham, 2014b), est que les nouveaux éléments déjà attribués à leurs classes pendant les itérations précédentes sont utilisés pour décider l'attribution des autres éléments dans les itérations ultérieures.

Nous envisageons à effectuer une classification binaire où figurent deux classes : la classe des images pertinentes et la classe des images non pertinentes. Le nombre d'images dans les deux classes est égal. Le pseudo-code de l'algorithme *KNN incrémental* est donné dans la Figure 27.

Etant donné :

- N : le nombre des premières images retournées par la recherche initiale.
- P: le nombre des images jugés pertinentes ou non pertinentes par l'utilisateur.
- K : est une constante inférieure de R, il désigne le nombre d'éléments à considérer pour décider la classification d'un nouveau élément.

Initialisation

Re-ranking\_set  $\leftarrow \Phi$ .

Images  $\leftarrow \{Im_1, Im_2, \dots, Im_N\}$  (Les premières images retournées)

Relevant\_images  $\leftarrow \{RIM_1, RIM_2, \dots, RIM_P\}$  (Les images jugées pertinentes).

Non\_relevant\_images  $\leftarrow \{NRIm_1, NRIm_2, \dots, NRIm_P\}$  (Les images jugées non pertinentes).

- 1) Pour chaque image  $Im$  qui appartient à Images faire
  - Calculer la distance entre l'image  $Im$  et les images de deux classes pertinentes et non pertinentes.
  - Classer les images des deux classes, dans un ordre croissant, en fonction de leur distance avec l'image  $Im$ .
  - Classifier l'image  $Im$  comme pertinente ou non pertinente suivant l'appartenance de  $K$  premières images déjà classées.
  - Modifier l'un des deux ensembles : Relevant\_images ou non\_relevant\_images en ajoutant l'image  $Im$
  - Images  $\leftarrow$  images *moins* image  $Im$ .
- 2) Re-ranking\_set  $\leftarrow$  relevant\_images *plus* non\_relevant\_images.
- 3) Visualiser re\_ranking\_set à l'utilisateur.

Figure 27 Pseudo code de l'algorithme KNN incrémental.

## 4.5 Résultats expérimentaux

Pour tester la performance des algorithmes proposés, nous avons utilisé les trois métriques d'évaluation: la précision, le rappel et le concept d'utilité ainsi que *la base de Wang (COREL-1K)*.

Pour les méthodes à base de clustering, le cluster le plus large est considéré comme le cluster pertinent alors que le cluster contenant moins d'images est considéré comme le

cluster non pertinent. Quant au classement à l'intérieur du cluster, nous envisageons plusieurs méthodes : (1) garder le classement initial par rapport à la requête soumise par l'utilisateur, (2) classer les images par rapport au centroïde de chaque cluster, (3) classer les images par rapport au centroïde de cluster le plus large, (4) classer les images par rapport au centroïde de quelques premières images, et (5) classer les images par rapport au centroïde de toutes les images reclassées.

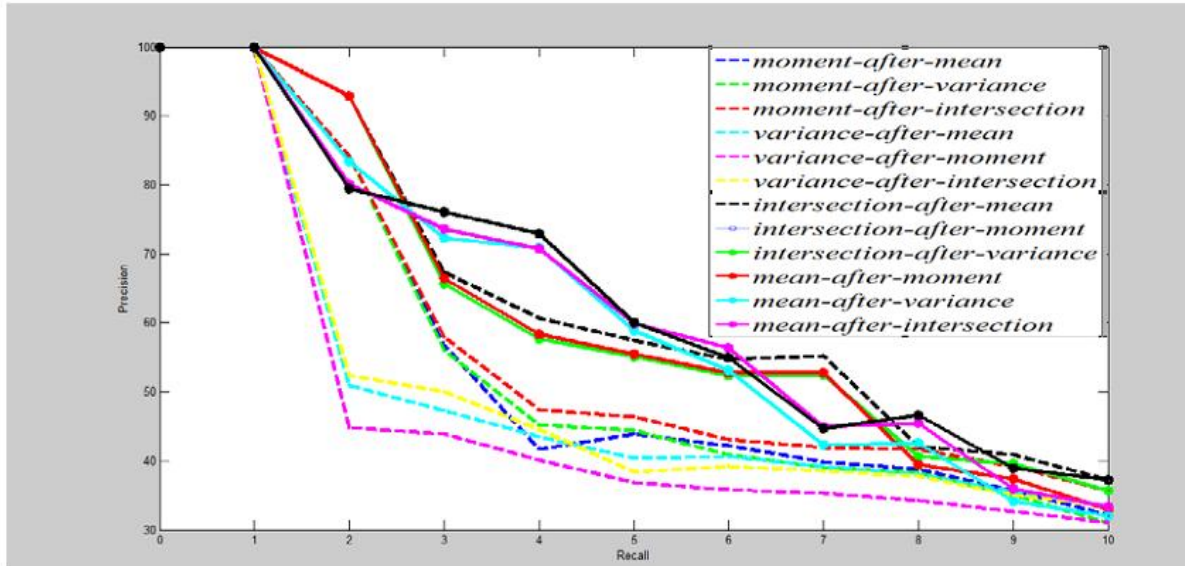


Figure 28 moyenne Précision/Rappel pour le reclassement par l'utilisation d'une autre signature.

Selon la Figure 28, l'utilisation de la médiane avec la distance Euclidienne après l'intersection des histogrammes est la meilleure configuration.

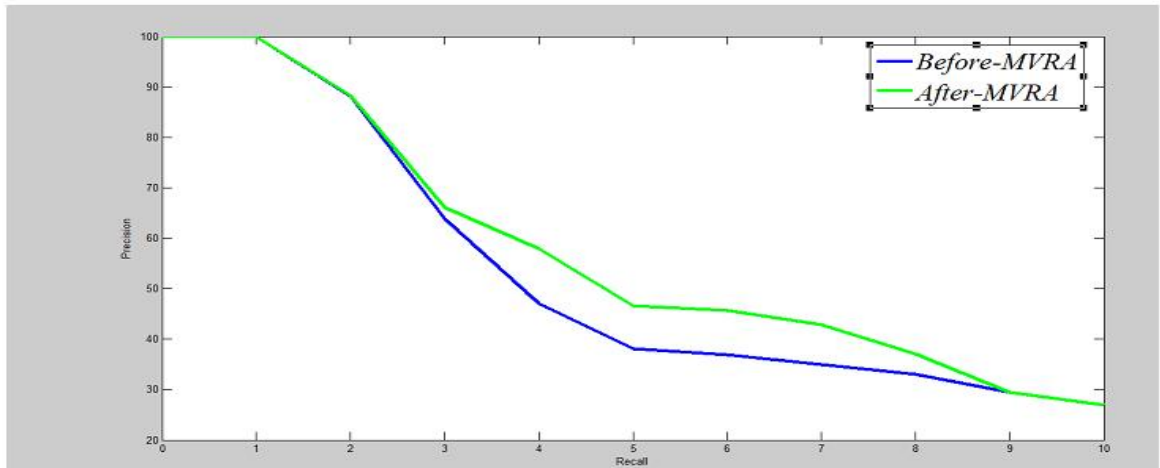


Figure 29 La moyenne Précision/Rappel avant et après reclassement par l'algorithme de vote majoritaire.

La Figure 29 illustre le bienfait de l'utilisation de la méthode de vote majoritaire en termes de la moyenne Précision/Rappel. Le plus de l'algorithme de vote majoritaire est donc clair dans l'intervalle [30%, 90%].

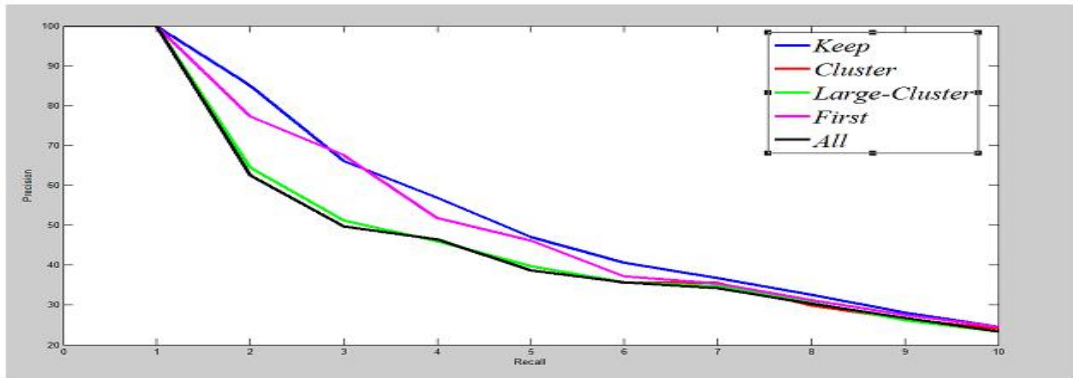


Figure 30 La moyenne Précision/Rappel après reclassement par la méthode de clustering hiérarchique utilisant plusieurs méthodes de classement.

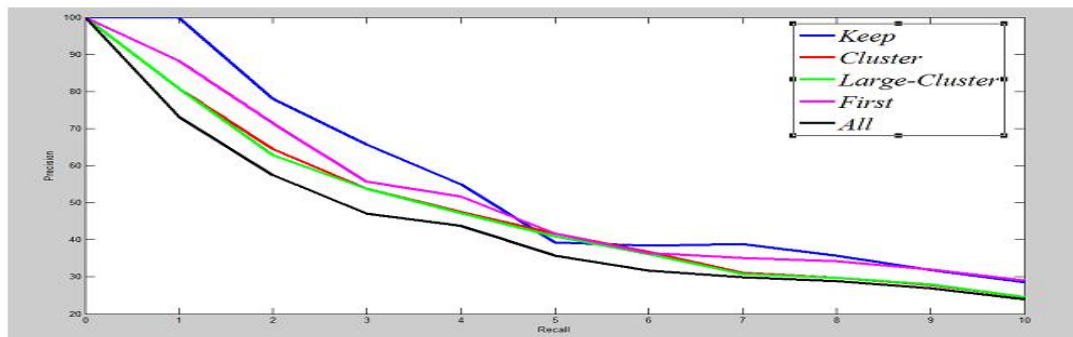


Figure 31 La moyenne Précision/Rappel après reclassement par K-means utilisant plusieurs méthodes de classement

Selon les deux figures : Figure 30 et Figure 31, la meilleure méthode de classement à l'intérieur du cluster avec la méthode de clustering hiérarchique est le classement par rapport au centroïde de cluster le plus large. Pour *k-means*, il est préférable de garder le classement initial.

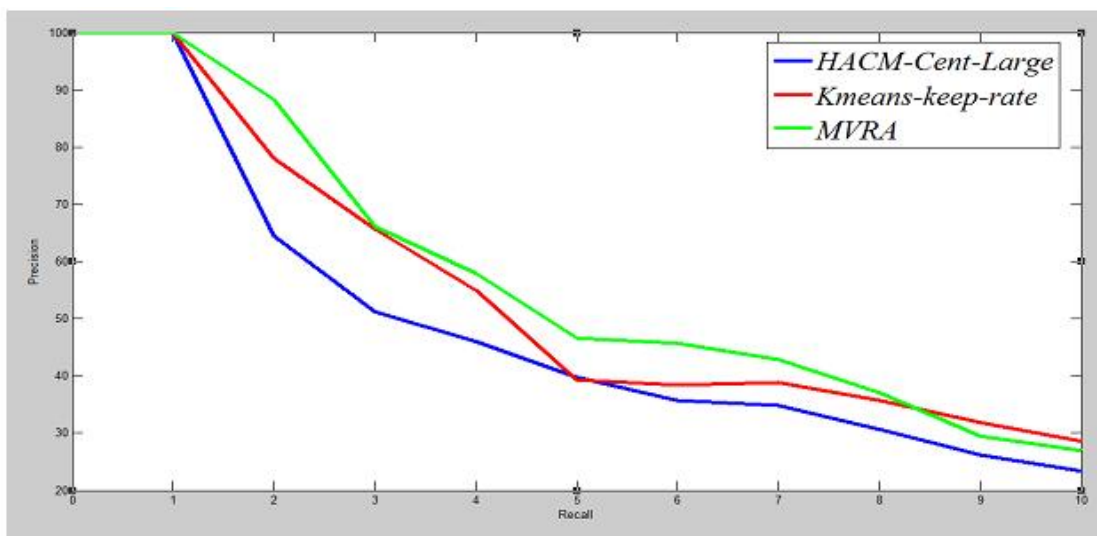
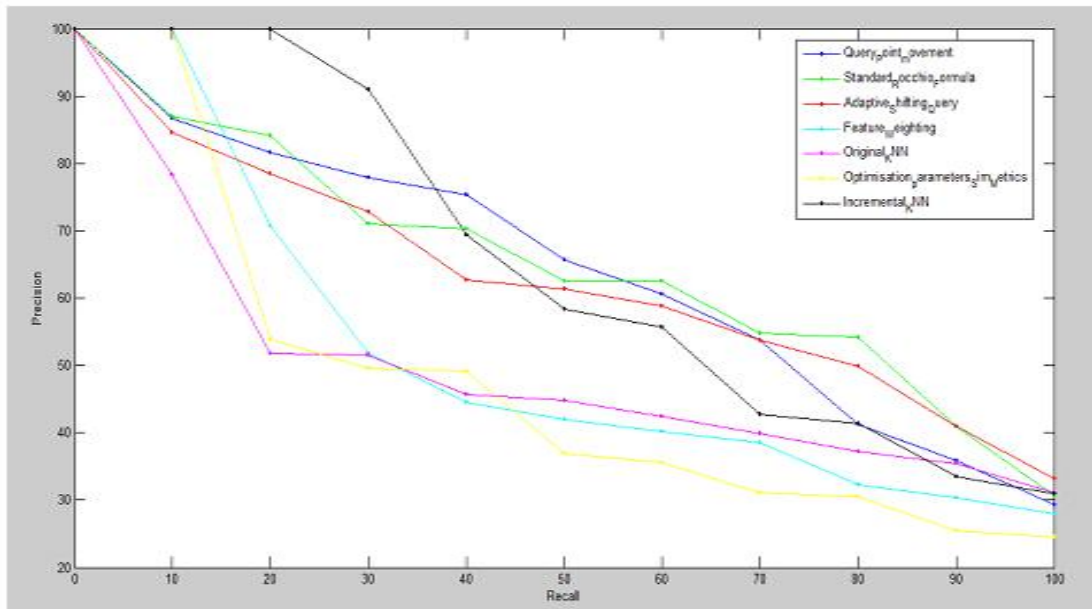


Figure 32 La comparaison entre la méthode de clustering hiérarchique, K-means et la méthode de vote majoritaire en termes de la moyenne Précision/Rappel.

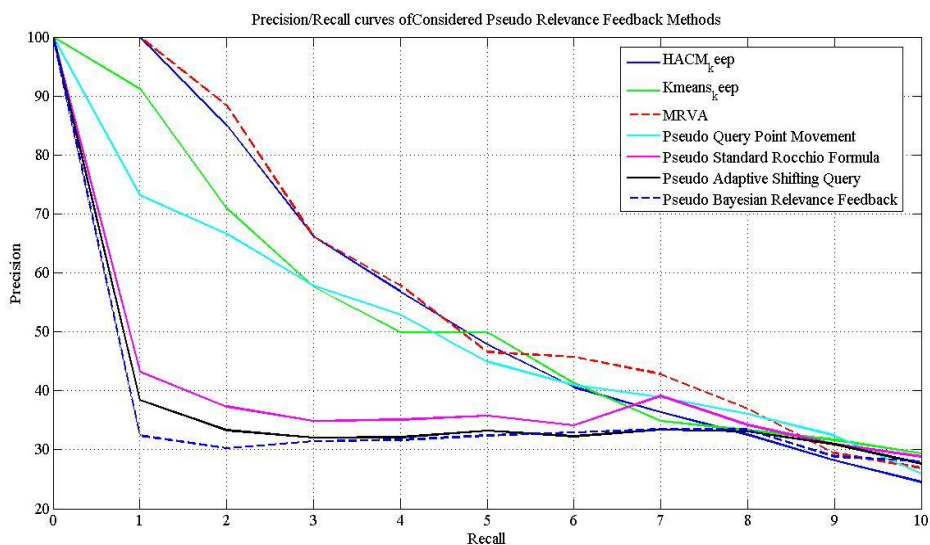


La Figure 32 révèle la supériorité de la méthode de vote majoritaire contre les méthodes à base de clustering utilisant *k-means* et la *méthode de clustering hiérarchique*.



**Figure 33 KNN incrémental vs. Autres techniques à base de contrôle de pertinence.**

A base des résultats présentés, dans la Figure 33, il est clair que *l'algorithme KNN incrémental* est meilleur que toutes les méthodes dans l'intervalle [0%, 30%]. Pour l'intervalle [30%, 100%], l'algorithme proposé est meilleur que quelques méthodes comme *l'algorithme KNN original*, la *pondération des caractéristiques*, ainsi que *l'optimisation des paramètres des métriques de similarités*.



**Figure 34 la moyenne Précision/Rappel de quelques méthodes d'amélioration de performance à base de pseudo contrôle de pertinence.**



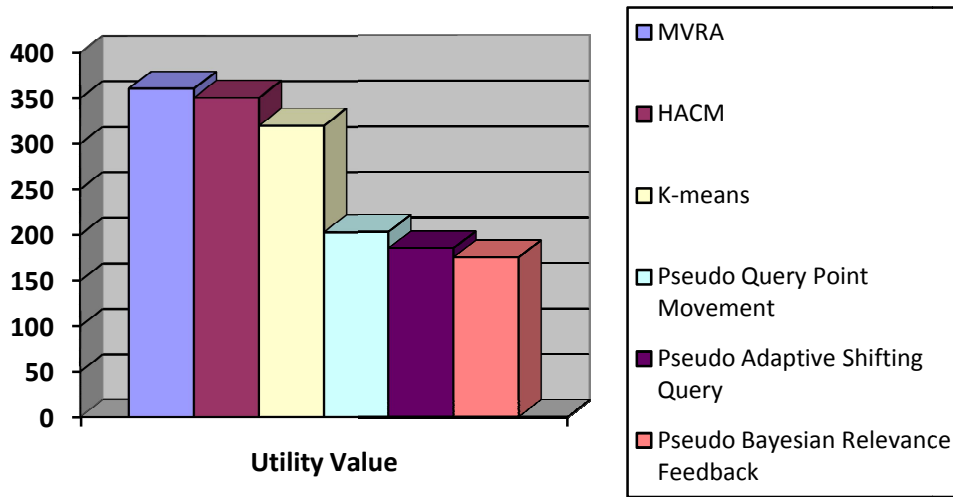


Figure 35 Comparaison de quelques méthodes d'amélioration de performance à base de pseudo contrôle de pertinence en termes de concept d'utilité.

Selon les résultats des deux figures : Figure 34 et Figure 35, l'algorithme proposé MVRA est le meilleur en termes de performance suivi consécutivement par l'approche à base de clustering et l'approche à base de transformation de requête.

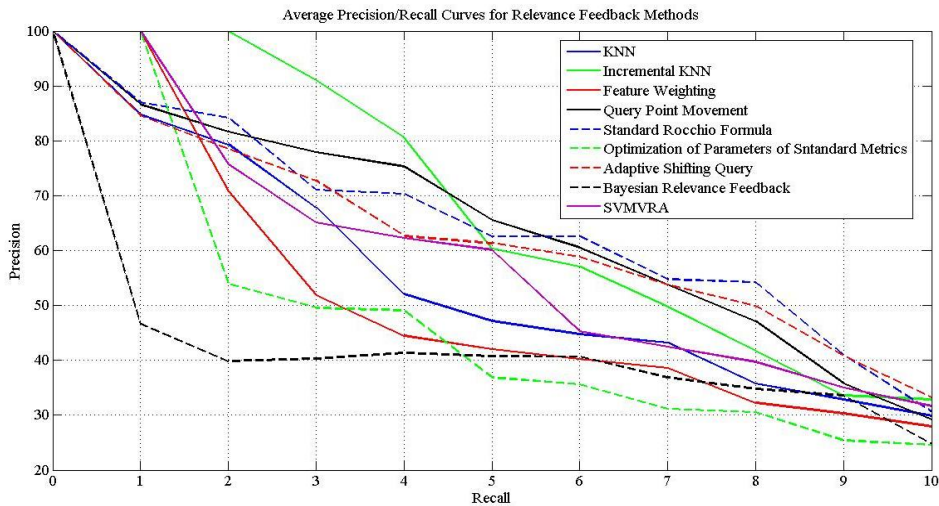


Figure 36 moyenne Précision/Rappel pour quelques méthodes à base de contrôle de pertinence.

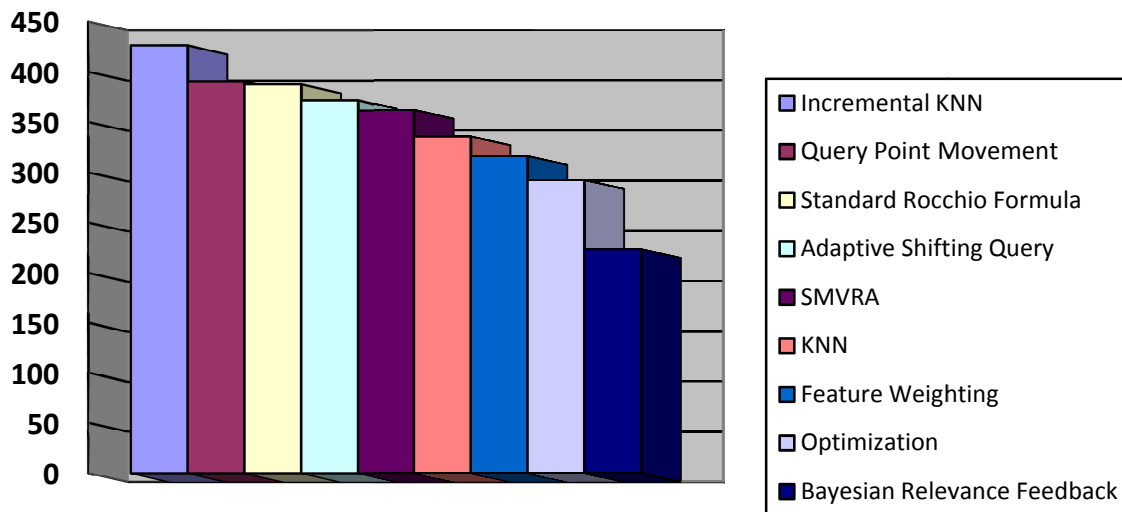


Figure 37 Comparaison de quelques méthodes d'amélioration de performance à base de contrôle de pertinence en termes de concept d'utilité.

A noter que SMVRA est une version supervisée de l'algorithme MVRA. La supervision consiste à considérer les images jugées pertinentes par l'utilisateur comme l'ensemble des électeurs tout au long de l'exécution de l'algorithme alors que les autres images non jugées appartiennent toutes à l'ensemble des candidats. Durant chaque itération, on désigne les images ayant des scores qui vont être classés et être éliminées de vote ultérieur afin de permettre aux autres images qui restent encore à l'ensemble des candidats afin d'être élus. Comme présenté dans les Figure 36 et Figure 37, l'algorithme KNN incrémental donne les meilleurs résultats alors que la version supervisée de l'algorithme MVRA (SMVRA) donne malheureusement des résultats médiocres.

#### 4.6 Conclusion

Dans le cadre de l'amélioration de la performance d'un système de recherche d'images par le contenu à travers l'opération de reclassement, nous avons fait quatre contributions : la première contribution consiste à catégoriser les approches de reclassement, la deuxième contribution se base sur le reclassement à base de signatures, la troisième contribution est un *algorithme de vote majoritaire (MVRA)* relevant de l'alternative utilisant le mécanisme de pseudo contrôle de pertinence alors que la quatrième contribution est l'algorithme *KNN incrémental* inspiré de la version originale de l'algorithme de classification supervisée *KNN*.

# **Chapitre 05 Contribution pour l'amélioration des performances d'un système CBIR par l'adaptation à base de sélection**

## 5.1 Introduction

Un moyen pour améliorer la performance d'un système de recherche d'images par le contenu est de concevoir un système adaptatif dont les résultats se différencient d'un utilisateur à un autre voire d'une requête soumise à une autre du même utilisateur. L'adaptation dont les conséquences sont claires sur les résultats retournés à l'utilisateur influence le comportement interne du système qui s'adapte en fonction du profil de l'utilisateur que nous voulons exprimer implicitement sur la base de son information de contrôle de pertinence.

Le comportement interne d'un système de recherche d'images par le contenu se caractérise par le traitement effectué sous forme de mesure d'appariement sur les ressources manipulées représentées sous forme de signature d'indexation. Basé sur cette analyse, on déduit deux types d'adaptation : celle qui se base sur l'adaptation de mesure d'appariement et celle qui s'appuie sur l'adaptation de la signature ou de la région. Un troisième type d'adaptation peut être aussi tenu en compte à savoir l'adaptation de la méthode de contrôle de pertinence elle-même.

Par le concept d'adaptation, nous n'entendons pas seulement satisfaire le besoin d'information de façon globale en ignorant l'information d'où provient la requête. Mais nous entendons plutôt de visualiser les images différemment en prenant en considération la subjectivité de chaque usager en cherchant son propre aspect léger après la recherche initiale ayant l'aspect dur et qui produit des résultats standards. La Figure 38 présente l'architecture du système CBIR adaptatif proposé.

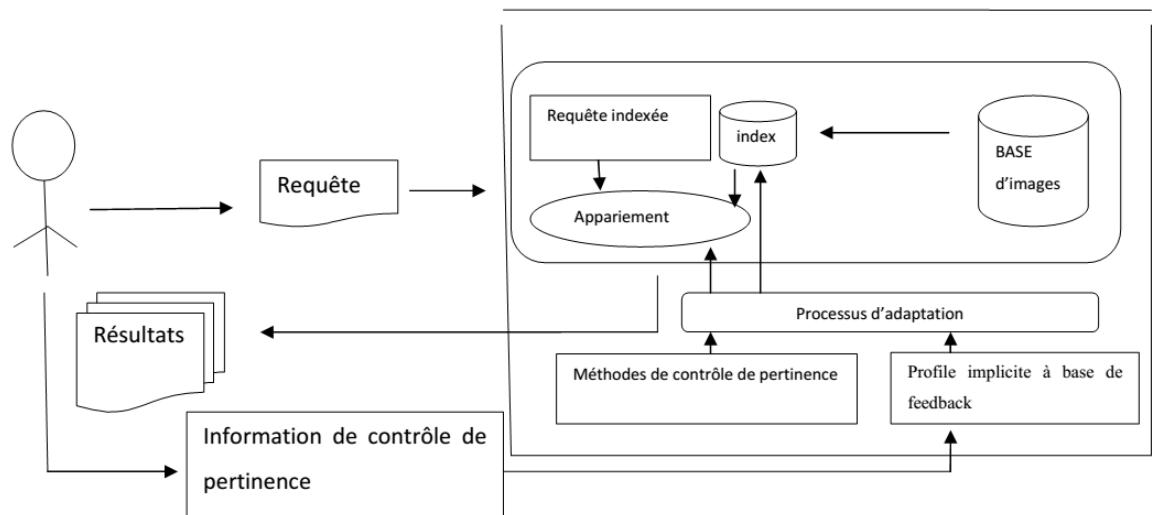


Figure 38 Architecture du système CBIR adaptatif proposé.

## 5.2 Le paradigme de sélection

A nos connaissances, le paradigme de sélection dans le domaine de la recherche d'images par le contenu se limite seulement à la sélection des caractéristiques [Wei et al, 2006]. En effet, plusieurs chercheurs ont posé la question suivante : 'quelles sont les caractéristiques adéquates à une certaine requête ?'. Les méthodes de sélection de caractéristiques répondent à cette question en spécifiant, à partir d'un espace de sélection original, un sous espace plus pertinent selon les critères de l'utilisateur en choisissant un sous ensemble de caractéristiques bien réduit qui maintient l'information la plus pertinente de la collection. La sélection des caractéristiques est généralement appliquée comme une étape de prétraitement dans le processus de datamining en éliminant les caractéristiques redondantes ou non pertinentes pouvant améliorer la performance et l'efficacité de la classification, du clustering et du processus de recherche à base de similarité (daSilva, 2011). Les méthodes de sélection des caractéristiques peuvent être catégorisées en trois classes : les méthodes filtrantes (Dy, et al., 2003), les méthodes enveloppantes (Lu, et al., 2008), les méthodes hybrides.

Nous utilisons le paradigme de sélection comme un moyen pour matérialiser le processus d'adaptation (Mosbah & Boucheham, 2014c), (Mosbah & Boucheham, 2016a), (Mosbah & Boucheham, 2017c), (Mosbah & Boucheham, 2015b). Pour des raisons de simplicité, nous utilisons seulement l'algorithme de la sélection séquentielle en avant SFS (Whitney, 1971) qui fait partie des méthodes enveloppantes. Car nous n'avons pas l'envie d'adopter la combinaison, nous nous contentons d'une seule itération. Le pseudo code de l'algorithme SFS est illustré dans la Figure 39. L'algorithme SFS avec une seule itération utilise le pseudo code de l'algorithme SFS de la figure 39 jusqu'à l'instruction 4. La fonction objective utilisée dans l'algorithme est donnée par la formule suivante :

$$\text{fonction objective} = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^n \text{rank}(i) \quad (5.1)$$

Où  $n$  est le nombre des images étiquetées comme pertinentes par l'utilisateur alors que  $\text{rank}$  constitue le rang de l'image.

**Instruction 1** : comme initialisation l'algorithme commence par la pondération suivante (0, 0,..., 0) (aucun attribut n'est sélectionné).

**Instruction 2** : chaque poids doit être mis à 1 séparément pour générer plusieurs configurations.

**Instruction 3** : chaque configuration doit être évaluée par la valeur de la fonction objective.

**Instruction 4** : sélectionner la bonne configuration.

**Instruction 5** : comparer la configuration actuellement choisie avec la configuration choisie dans l'itération précédente. S'il n'y a pas une amélioration. Aller à l'instruction 8.

**Instruction 6** : mettre tous les poids à zéro sauf le poids de l'attribut sélectionné qui doit être mis à 1.

**Instruction 7** : aller à l'Instruction 2.

**Instruction 8** : Fin.

Figure 39 Pseudo code de l'algorithme SFS.

### 5.3 Adaptation de région

Nous avons adopté l'adaptation au niveau des régions dans (Mosbah & Boucheham, 2014c), où nous avons utilisé la signature *histogramme locale*. L'image, comme illustrée dans la Figure 40 (Mosbah & Boucheham, 2014c), est segmentée en trois blocks dont l'intersection est l'ensemble vide. En utilisant cette segmentation faible, la mesure d'appariement entre deux images se produit alors par le calcul des 9 similarités (distances) entre toutes les combinaisons de régions image-requête (3X3). Le problème que nous avons soulevé, dans (Mosbah & Boucheham, 2014c), est quelle est la similarité (distance) qu'on doit prendre en considération parmi les 9 similarités (distances). Ce problème donc est un problème de sélection que nous avons formulé comme suit : quelle est la région parmi les 3 régions de l'image qu'on doit maintenir comme représentant qui nous permet d'avoir des meilleures performances.

Nous avons présenté plusieurs résultats expérimentaux sur la base d'un choix dynamique de la région par le fait d'opter à chaque fois pour la région dont la distance appartient à l'intervalle de neuf distances : de la plus petite jusqu'à la plus grande distance. Ce dynamisme au niveau de choix mène sans équivoque à l'aspect adaptatif du fait que nous ne pouvons pas savoir à chaque fois quelle région sera choisie. Quelques idées ont été proposées dans (Mosbah & Boucheham, 2014c) aidant à adapter le choix de la région dans le but d'améliorer les performances. Ces idées sont les suivantes :

- Choisir la région de l'image dont l'histogramme locale est le plus proche de tous les histogrammes locaux de la requête image (LCHS).
- Opter pour une région imaginaire dont la distance avec celle de la requête image est la distance moyenne entre tous les histogrammes locaux (LCHM).
- Opter pour la région dont l'histogramme local est le plus proche de tous les histogrammes des autres régions dans la même image (LCHR).

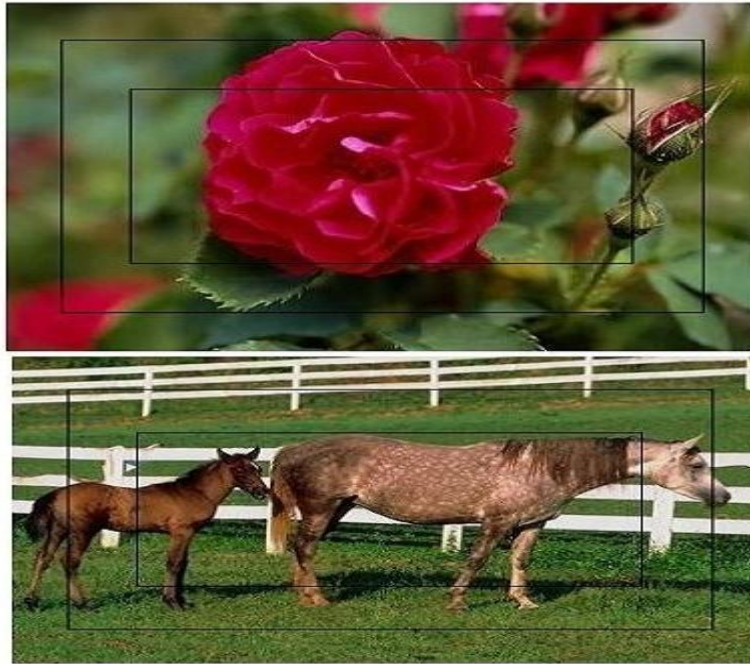


Figure 40 Images segmentées en trois blocks.

## 5.4 Adaptation du seuil

Dans (Mosbah & Boucheham, 2016a), nous avons soulevé le problème de l'adaptation à base de la sélection du seuil dans le cas de l'utilisation de la signature de vecteur cohérent de couleur. Deux algorithmes de sélection sont proposés pour trouver dynamiquement le seuil adapté permettant d'avoir des meilleures performances. Le premier algorithme est nommé *Soft-Computing-Threshold* qui s'appuie sur le mécanisme de la fusion des caractéristiques. Le deuxième algorithme nommé *Cloud-Computing-Threshold* se base sur le moteur de recherche Google. Les pseudos codes des deux algorithmes sont donnés consécutivement dans les deux figures 41 et 42:

**Entrée:** Requête image.

**Sortie :** des images classées dans l'ordre décroissant de leur degré de pertinence.

**Instruction 1 :** rechercher des images utilisant un système CBIR de base.

**Instruction 2 :** sélectionner le premier sous ensemble des images retournées.

**Instruction 3 :** reclasser le premier sous ensemble sélectionné.

**Instruction 4 :** sélectionner le seuil de CCV sur la base du classement obtenu.

**Instruction 5 :** rechercher les images pertinentes en utilisant la méthode CCV avec le seuil sélectionnée dans l'instruction 5.

**Instruction 6 :** Fin.

Figure 41 L'algorithme Soft-Computing-Threshold.

*Entrée:* requête image.  
*Sortie:* des images classées dans l'ordre décroissant de leur degré de pertinence.  
*Instruction 1 :* envoyer la requête image soumise à Google.  
*Instruction 2 :* recevoir les images retournées par Google.  
*Instruction 3 :* sélectionner quelques images de celles retournées par Google (quelques premières images et quelques dernières images) pour avoir un sous ensemble hétérogène.  
*Instruction 4 :* sélectionner le seuil de CCV pour garder le même classement retourné par Google.  
*Instruction 5 :* interroger les images de la collection locale en utilisant CCV avec la valeur du seuil sélectionnée dans l'instruction 4.  
*Instruction 6 :* Fin.

Figure 42 L'algorithme Cloud-Computing-Threshold.

L'idée derrière ce qui a été proposé dans (Mosbah & Boucheham, 2016a) est que la méthode d'indexation CCV souffre du problème de choix du seuil adéquat qui permet d'obtenir des meilleures performances. En effet, une mauvaise configuration du seuil peut facilement mener à une dégradation dramatique de performances. De plus, l'utilisation même d'une méthode d'indexation qui prend en considération, plus ou moins, le positionnement spatial des objets comme la méthode CCV n'échappe pas vraiment à l'agaçant problème de fossé sémantique. Une façon pour faire face à cet agaçant problème est d'aller vers la fusion des signatures (Mosbah & Boucheham, 2014d). La fusion des caractéristiques elle-même affronte aussi des problèmes comme le temps de traitement non raisonnable et la nécessité d'optimiser les caractéristiques afin d'avoir de bons résultats surtout lors de l'apprentissage d'un ensemble d'images limité dans le but d'amélioration.

L'idée derrière les deux algorithmes proposés est alors simple : en prenant un sous ensemble d'images, nous classons ces images soit par la fusion de plusieurs caractéristiques ou par le fait de solliciter un moteur de recherche d'images sophistiqué comme Google. En fonction du classement obtenu, nous désignons la valeur du seuil dans le cas de la méthode CCV et on lance la recherche pour toute la base en utilisant la méthode CCV avec le seuil désigné. Nous adaptons alors le seuil de la méthode CCV en fonction du classement retourné par la fusion ou l'utilisation de Google.

## 5.5 Adaptation de la mesure d'appariement

Dans (Mosbah & Boucheham, 2017c), nous avons introduit toute une approche permettant de trouver la mesure d'appariement adaptée à chaque requête utilisateur. L'approche s'appuie sur l'information de contrôle de pertinence injectée par l'utilisateur en utilisant l'algorithme de méta-heuristique SFS avec une seule itération. Le scénario d'exécution de l'approche est comme suit : après que le système CBIR reçoit la requête de l'utilisateur, il répond par des images résultats utilisant initialement une seule mesure d'appariement.



L'utilisateur doit indiquer par la suite quelques images pertinentes. Les premières images retournées par le système qui ne sont pas jugées par l'utilisateur sont présumées comme non pertinentes. Le système lance l'exécution de l'algorithme SFS avec une seule itération utilisant cette fois ci plusieurs mesures d'appariement afin de désigner la meilleure mesure en tenant compte du jugement de l'utilisateur dans le calcul de la valeur de la fonction objective. La Figure 43 illustre l'architecture de l'approche proposée.

L'idée principale derrière l'adaptation de la mesure d'appariement vient du fait que les recherches, dans le domaine CBIR, se focalisent principalement sur l'émergence d'une méthode d'indexation permettant de booster la performance sans accorder beaucoup d'attention à la mesure d'appariement. Ce raisonnement domine sous prétexte que l'indexation doit prendre la part de lion car c'est elle qui remplace l'image autour de laquelle s'articule l'opération de recherche. En plus, ce qu'a été fait dans (Mosbah & Boucheham, 2017b), soutient l'idée de la sélection de la formule d'appariement où les résultats expérimentaux ont montrés qu'il n'y a pas une certaine formule adéquate pour chaque classe de requête voire pour toutes les requêtes formulées.

Nous avons utilisé quatre types de mesures d'appariement : des similarités, des distances, des quasi-distances et des divergences.

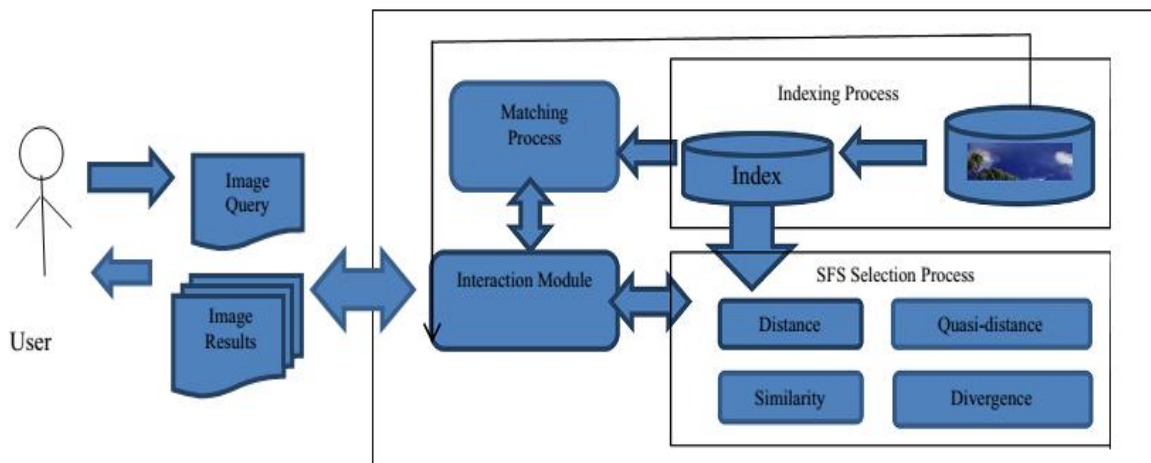


Figure 43 Architecture générale de l'approche d'adaptation de mesure d'appariement.

## 5.6 Adaptation de la méthode de contrôle de pertinence

Dans (Mosbah & Boucheham, 2015b), nous avons introduit une nouvelle approche d'adaptation de la méthode de contrôle de pertinence utilisant un algorithme de sélection intuitive. Cet algorithme de sélection est illustré dans la Figure 44.

Entrée : quelques images classées par différentes méthode de contrôle de pertinence.  
 Sortie : la méthode de contrôle de pertinence sélectionnée.  
 $S_r \leftarrow 0$  ;//la somme des rangs des images étiquetées pertinentes par l'usager.  
 $S_{nr} \leftarrow 0$  ;//la somme des rangs des images étiquetées non pertinentes par l'usager.  
 Pour chaque méthode de contrôle de pertinence  
     Calculer  $S_r$  et  $S_{nr}$ .  
 $S \leftarrow S_r$  minus  $S_{nr}$ .  
 La méthode de contrôle de pertinence dont la valeur de  $S$  est minimale constitue la méthode sélectionnée.  
 Fin.

Figure 44 L'algorithme de sélection adoptée lors de l'adaptation de la méthode de contrôle de pertinence.

Malgré que l'objectif d'une technique de contrôle de pertinence consiste à améliorer les résultats sur la base de l'information de contrôle de pertinence, c'est rare de trouver la technique qui permet vraiment d'effectuer le classement adéquat sur les images étiquetées voire donner des performances meilleures lors de l'application sur toute la base. Afin de pallier à cette petite marge de non satisfaction envers les techniques de contrôle de pertinence, nous avons proposé un système qui utilise plusieurs techniques de contrôle de pertinence. Durant chaque requête, le système doit sélectionner la technique adéquate en fonction de l'information de contrôle de pertinence injectée par l'utilisateur. Par cette façon de faire, le système s'adapte en termes de la méthode de contrôle de pertinence à utiliser dans le but de retourner des meilleurs résultats.

## 5.7 Résultats expérimentaux

Pour tester la performance de différents algorithmes proposés dans l'optique de l'adaptation, nous avons utilisé les trois métriques d'évaluation: la précision, le rappel et le concept d'utilité ainsi que *la base de Wang (COREL-1K)*.

- **Adaptation de région**

Dans cette section, nous utilisons la distance euclidienne comme mesure d'appariement. Le tableau1 présente les résultats expérimentaux dans le cadre de l'adaptation de la région utilisant l'histogramme locale.

Tableau 1 Précision/Rappel lors de l'adaptation de région dans le cas d'histogramme local.

<i>Rappel(%)</i>	<i>Précision (%)</i>								
	<i>LCH1</i>	<i>LCH2</i>	<i>LCH3</i>	<i>LCH4</i>	<i>LCH5</i>	<i>LCH6</i>	<i>LCH7</i>	<i>LCH8</i>	<i>LCH9</i>
10	100	100	100	100	100	100	100	100	100
20	41.56	45.70	45.57	45.93	43.04	41.37	45.19	41.52	39.98
30	40.81	41.75	41.84	42.03	35.91	34.52	36.57	35.91	34.69
40	35.82	35.82	36.31	35.79	31.31	30.68	33.13	32.75	31.41
50	50.86	43.71	43.55	43.90	44.51	43.53	45.41	43.82	44.20
60	46.26	44.08	47.96	46.68	46.90	45.49	48.78	46.62	45.82
70	56.47	55.52	54.21	55.98	56.82	55.07	56.65	57.70	58.91
80	42.73	42.04	41.96	41.04	44.03	42.06	44.51	44.41	43.95
90	39.76	42.79	42.83	43.11	43.51	42.71	46.14	44.98	43.98
100	37.79	38.56	39.59	40.30	39.65	39.65	42.53	40.75	39.45

D'après les neuf résultats du tableau1 (régions dont les distances sont les valeurs consécutives de la plus petite distance jusqu'à la plus grande distance), c'est difficile de trancher quant au choix de la région adéquate.

Le tableau2, illustre les résultats des trois idées que nous avons proposées pour le choix de la région adéquate.

Tableau 2 Des scénarios proposés pour la sélection de l'histogramme local.

<i>Rappel(%)</i>	<i>Précision(%)</i>			
	<i>LCHI</i>	<i>LCHS</i>	<i>LCHM</i>	<i>LCHR</i>
10	100	100	100	100
20	41.56	56.79	45.70	57.61
30	40.81	41.04	42.64	42.78
40	35.82	35.93	33.49	37.45
50	50.86	45.66	43.36	45.60
60	46.26	45.98	47.34	43.82
70	56.47	56.04	59.02	54.85
80	42.73	42.44	44.01	41.29
90	39.76	40.03	43.53	39.69
100	37.79	36.86	39.86	38.60

Selon les résultats du tableau2, les trois idées proposées donnent des résultats mieux que ceux obtenus quant nous nous appuyons sur la région dont la distance est la plus petite. Même lors de l'utilisation des ces trois idées proposées, les résultats restent loin de ceux trouvés lorsqu'on utilise l'histogramme global.

### • *Adaptation du seuil*

Le tableau3 illustre les résultats obtenus lors de l'utilisation des deux méthodes d'indexations : histogramme et moments de couleur, lors de l'adoption de combinaison des ces deux caractéristiques (histogramme et moments) et lors de l'utilisation de la méthode

CCV avec des seuils fixes (1%, 0.1% et 0.001%) et avec des seuils adaptés en utilisant les deux algorithmes que nous avons proposés dans le cadre d'adaptation du seuil (*Soft-Computing-Threshold* et *Cloud-Computing-Threshold*).

Tableau 3 Précision/Rappel dans le cas de l'adaptation du seuil

Rappel (%)	Précision (%)					Histogramme	Combinaison des caractéristiques	Moments de couleur
	CCV avec une valeur du seuil fixe			CCV avec une valeur du seuil dynamique				
	1%	0.1%	0.001%	Soft-computing-threshold	Cloud-computing-threshold			
10	100	100	100	100	100	100	100	100
20	32.90	32.69	32.75	92.22	92.78	90.66	100	84.22
30	17.27	21.15	21.20	88.33	89.22	77.36	91.21	56.78
40	19.32	18.35	18.39	66.11	67.15	60.77	70.33	45.61
50	16.95	18.12	18.14	57.88	58.39	51.66	61.41	39.45
60	13.71	18.09	18.10	45.70	47.52	45.02	52.22	40.36
70	12.11	13.40	13.40	42.85	44.01	44.90	47.39	38.09
80	12.01	13.06	13.05	37.03	40.11	37.94	39.35	37.12
90	11.66	11.96	11.95	29.40	31.22	31.50	35.12	33.68
100	11.49	11.52	11.52	26.86	29.19	28.53	31.27	28.63

Selon les résultats du tableau3, l'utilisation d'un seuil fixe peut engendrer une dégradation dramatique sur les performances pour avoir des résultats pire même que ceux obtenus lors de l'utilisation de l'histogramme. Les deux algorithmes proposés améliorent clairement les performances surtout l'algorithme qui se base sur Google à savoir *Cloud-Computing-Threshold*.

• **Adaptation de mesure d'appariement**

Les résultats présentés dans cette section sont obtenus en utilisant des moments de couleur comme une méthode d'indexation.

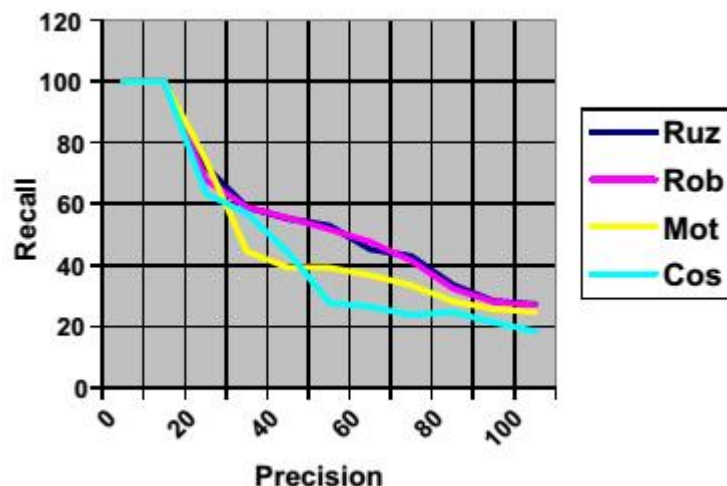


Figure 45 La moyenne Précision/Rappel pour les mesures de similarité considérées (Ruz :Ruzicka, Rob :Roberts, Mot :Motyka, Cos : Cosine).

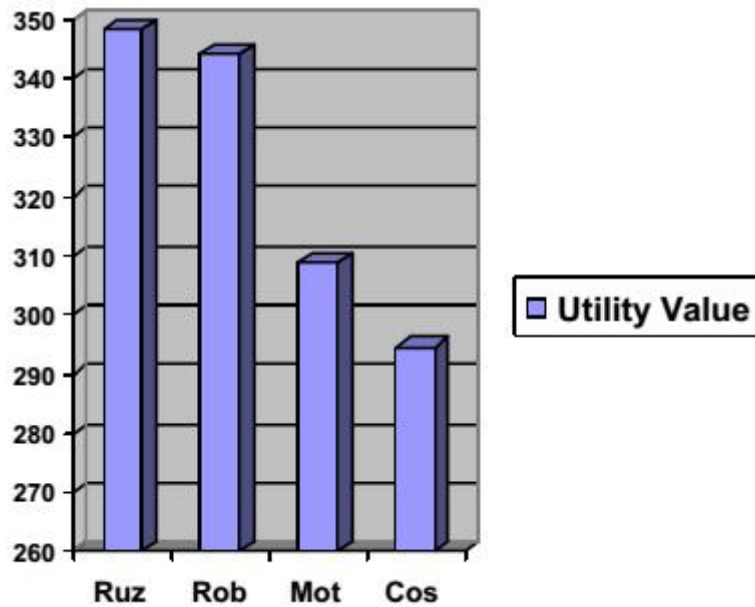


Figure 46 Comparaison de performance entre les mesures de similarité considérées en termes de concept d'utilité.

Selon les deux figures : Figure 45 et Figure 46, Ruzicka est la similarité la plus performante parmi toutes les similarités considérées.

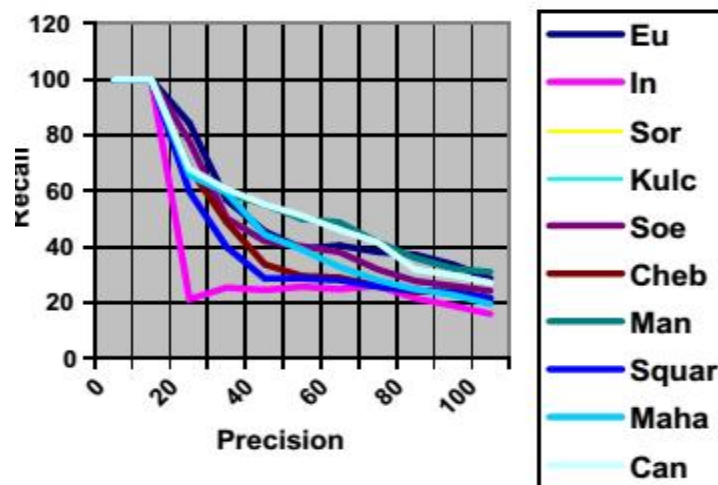


Figure 47 La moyenne Précision/Rappel des mesures de distance considérées (Eu: Euclidienne, Sor: Sorensen, Kul: Kulczunsky, Soe: Soergel, Cheb: Chebyshev, Man: Manhattan, Squar: Squared, Maha: Mahalanobis, Can: Canberra).

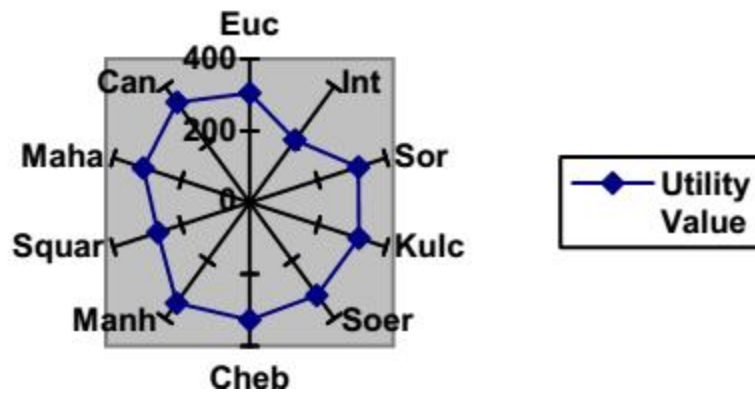


Figure 48 Comparaison de performance entre les mesures de distance considérées en termes de concept d'utilité.

Selon les figures : Figure 47 et figure 48, Canberra est la meilleure distance en termes de performance parmi toutes les distances considérées.

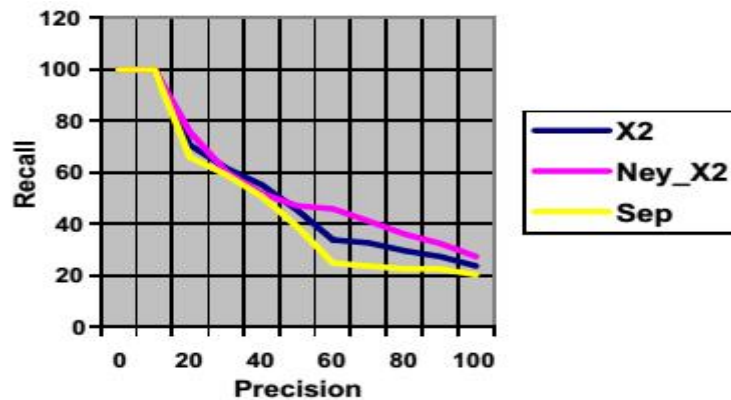


Figure 49 La moyenne Précision/Rappel des mesures de quasi-distances considérées (Ney\_x2: Neyman  $X^2$ , Sep: Séparation).

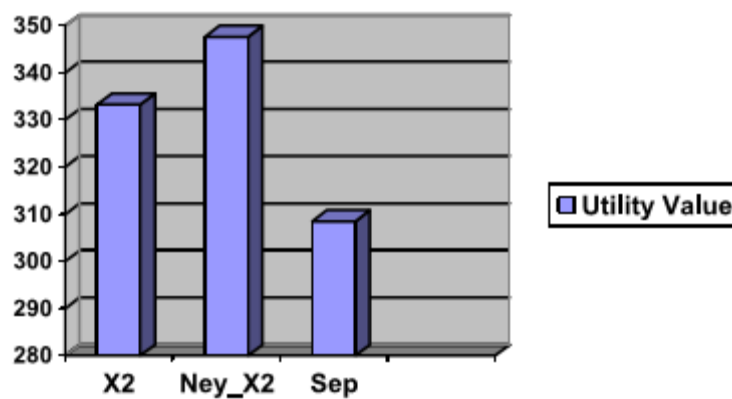


Figure 50 Comparaison de la performance entre les mesures de quasi-distances considérées en termes de concept d'utilité.

Selon les deux figures : Figure 49 et Figure 50, Neyman  $X^2$  est la meilleure quasi distance en termes de performance parmi toutes les quasi distances considérées.

Le tableau4 présente une correspondance entre la classe de la requête et la mesure d'appariement adéquate selon l'algorithme de sélection SFS avec une seule itération utilisation l'information de contrôle de pertinence.

**Tableau 4 Correspondance entre la classe de la requête et la mesure d'appariement adéquate.**

<i>Class</i>	<i>Africa</i>	<i>Bus</i>	<i>Monument</i>	<i>Horse</i>	<i>Dinosaur</i>	<i>Elephant</i>	<i>Flower</i>	<i>Mountain</i>	<i>Beach</i>	<i>Food</i>
Measure d'appariement correspondant	Ruzicka	Separation	Intersection	Separation	Kulczunsky Soergel Ruzicka Separation	Ruzicka	Jeffrey	Cosine	Chebyshev	Roberts

Le tableau5 présente les valeurs de précision/rappel pour chaque classe de requête lors de l'application du SFS.

**Tableau 5 Les valeurs de Précision/Rappel pour chaque classe de requête après l'application du SFS.**

<i>Rappel (%)</i>	<i>Précision (%)</i>										<i>moyenne</i>
	<i>African</i>	<i>Bus</i>	<i>Horse</i>	<i>Monument</i>	<i>Dinosaur</i>	<i>Elephant</i>	<i>Flower</i>	<i>Mountain</i>	<i>Beach</i>	<i>Food</i>	
10	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100	100
20	100	100	10.52	10.52	100	100	100	100	100	66.66	78.77
30	60	100	13.63	15	100	100	100	60	16.66	60	62.53
40	66.66	44.44	14.28	19.04	100	100	100	66.66	18.18	66.66	59.59
50	55.55	20.83	17.24	22.72	100	100	100	29.41	18.51	71.42	53.56
60	33.33	22.22	08.82	10.71	100	85.71	100	31.57	16.66	60	46.90
70	25.92	20	08.43	12.06	100	77.77	87.50	28	18.91	43.75	42.23
80	27.58	19.04	09.41	12.69	100	72.72	80	28.57	15.09	25.80	39.10
90	20.45	20.93	09.67	11.11	100	31.03	75	27.27	13.63	25.71	33.48
100	16.94	10.75	10.41	10.52	100	33.33	47.61	18.86	14.70	21.27	28.44

Le tableau5 et la figure 51 illustrent les valeurs de précision/rappel pour chaque classe de requête après l'utilisation du SFS.

**Tableau 6 Moyenne de Précision/Rappel pour les meilleures mesures d'appariement vs. SFS.**

<i>Rappel (%)</i>	<i>Précision (%)</i>				
	<i>Ruzicka</i>	<i>Canberra</i>	<i>X<sup>2</sup></i>	<i>Jeffrey</i>	<i>SFS</i>
10	100	100	100	100	100
20	72.20	68.09	70.83	82.48	78.77
30	58.89	60.47	61.64	59.44	62.53
40	55.35	55.13	55.34	45.83	59.59
50	52.91	51.12	45.34	41.68	53.56
60	45.36	46.20	33.87	40.37	46.90
70	42.92	41.58	32.67	35.49	42.23
80	33.83	31.78	29.51	32.29	39.10
90	28.29	29.97	27.33	30.36	33.48
100	27.28	27.31	23.54	24.84	28.44

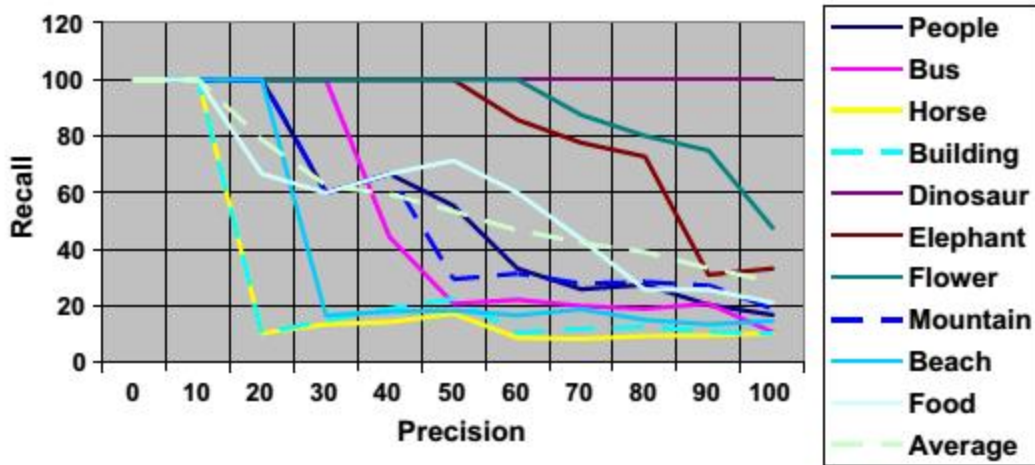


Figure 51 Précision/Rappel pour chaque classe de la base de Wang après l'application du SFS à base de contrôle de pertinence.

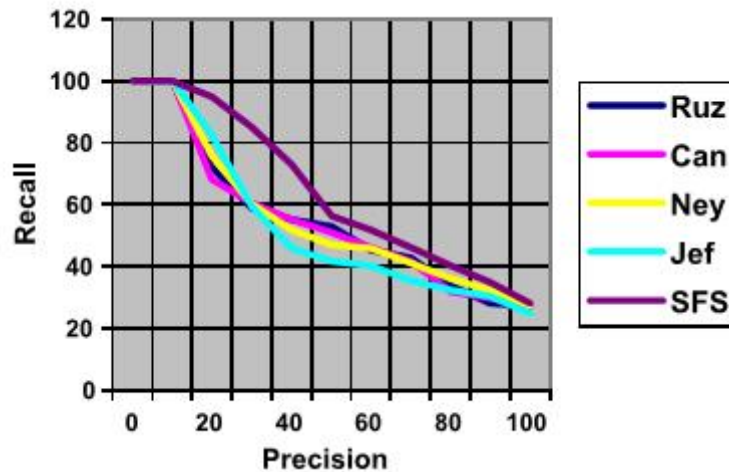


Figure 52 SFS vs. Les meilleures mesures d'appariement en termes de précision/Rappel.

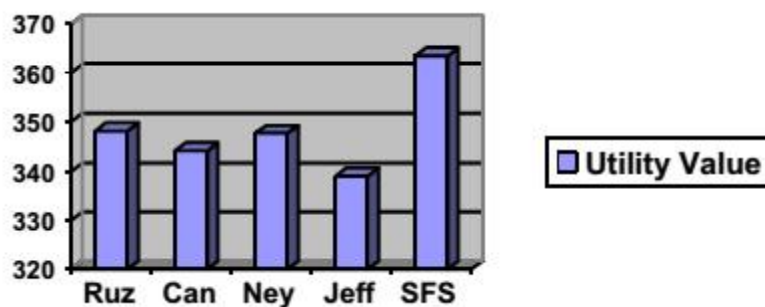


Figure 53 SFS vs. Les meilleures mesures d'appariement en termes de concept d'utilité.

Selon le tableau6, les figures : Figure52 et Figure 53, l'adaptation de mesure d'appariement en utilisant l'algorithme SFS donne des résultats meilleurs comparé à d'autres mesures d'appariement.



## • Adaptation de méthode de contrôle de pertinence

Les résultats présentés dans les deux figures : Figure 54 et Figure 55 sont obtenus en utilisant les moments de couleur comme signature d'indexation et la distance Euclidienne comme mesure d'appariement. Selon les deux figure, l'adaptation de la méthode de contrôle de pertinence à base de la sélection pour chaque requête la méthode de contrôle de pertinence qui donne plus de performance.

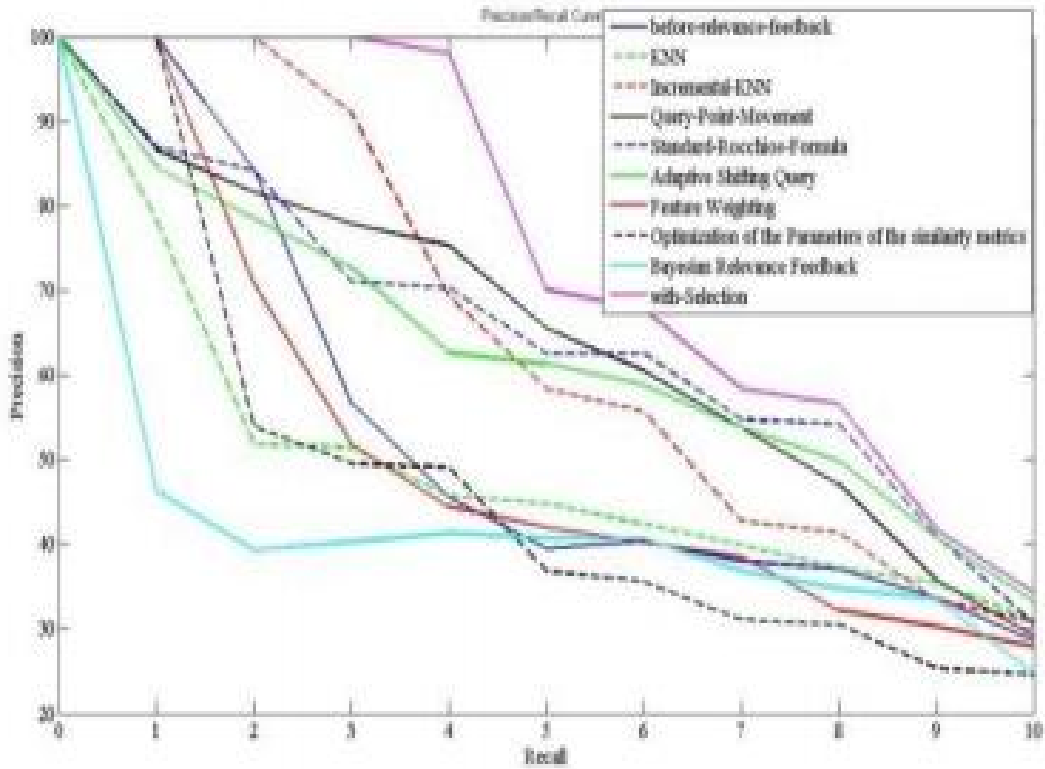


Figure 54 La moyenne Précision/Rappel pour les méthodes de contrôle de pertinence considérées vs. L'approche avec sélection.

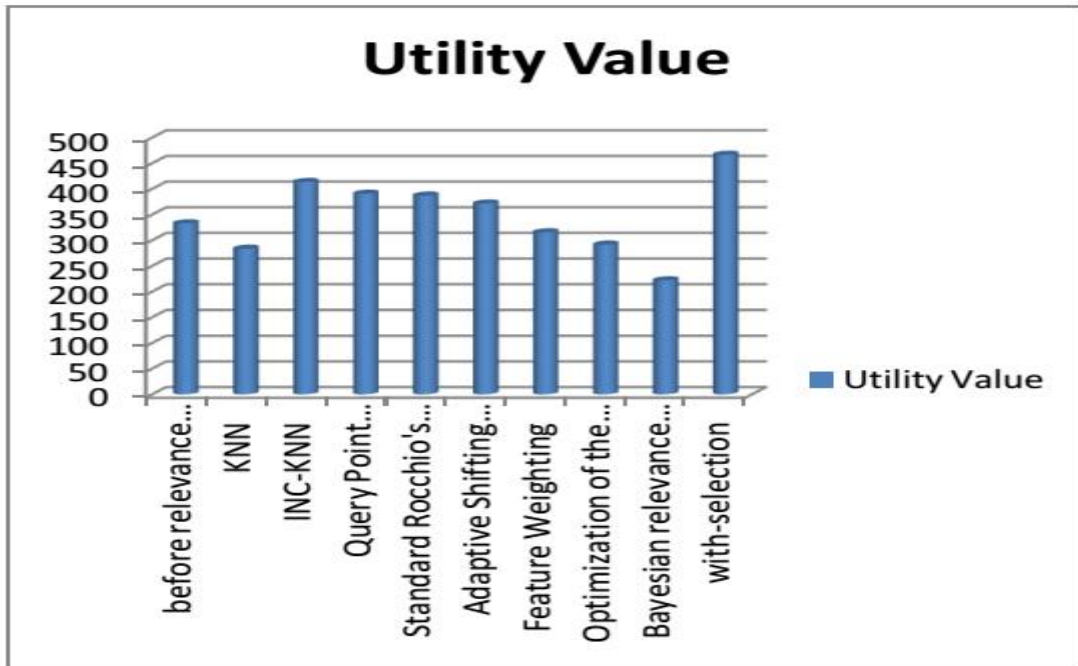


Figure 55 Les méthodes de contrôle de pertinence vs. L'approche avec sélection en termes de concept d'utilité.

## 5.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté nos contributions dans le cadre de l'amélioration d'un système CBIR par l'adaptation à base de sélection. Ces contributions ont été catégorisées en quatre classes : l'adaptation de la région, du seuil, de la mesure d'appariement et l'adaptation de la méthode de contrôle de pertinence. Les résultats obtenus, qui ont été communiqués dans plusieurs travaux de recherche, soutiennent extrêmement la tendance de l'adaptation dans le domaine CBIR.

# Conclusion Générale

## Conclusion générale et perspectives

L'objectif principal de cette thèse, dès le départ, était de chercher à contribuer dans le développement d'un système de recherche d'images CBIR plus performant. Pour ce faire, il nous était nécessaire de penser à trouver des solutions permettant de faire face aux problèmes de la recherche de l'image par le contenu notamment le problème majeur du fossé sémantique.

Après une étude très approfondie de ce qui existe comme travaux dans la littérature, nous étions convaincus d'aller dans le sens d'améliorer les résultats retournés par un système de recherche d'images de base. Pour l'amélioration, il y a deux approches qui dominent nos travaux: l'amélioration par le reclassement des résultats et l'amélioration utilisant le concept d'adaptation. Les deux approches exploitent plus ou moins l'information de (pseudo) contrôle de pertinence.

Nous avons élaboré un certain nombre de travaux dans les deux directions d'amélioration. Pour le reclassement, nous avons proposé une approche de reclassement à base de signature et un algorithme de vote majoritaire (*MVRA*) qui n'exige aucune interaction avec l'utilisateur. Une version étendue de l'algorithme de classification supervisée *KNN* a été aussi proposée sous le nom de *KNN incrémental*.

Pour la deuxième direction d'amélioration liée à l'adaptation, nous avons élaboré plusieurs travaux catégorisés en quatre classes: adaptation de région, du seuil, de mesure d'appariement et adaptation de la méthode de contrôle de pertinence.

Toutes les propositions ont été expérimentées en utilisant la base d'images hétérogène de *Wang (COREL-1K)*. Le gain en termes de performance a été mesuré en utilisant la précision, le rappel et le concept d'utilité. Les résultats obtenus suite aux expérimentations élaborées ont été très encourageant.

Pour les perspectives, il serait intéressant d'aller dans le sens de la combinaison: en combinant les approches: la recherche à base du texte avec celle de l'image par le contenu visuel et surtout l'utilisation des ressources sémantiques comme les thésaurus et les ontologies, combiner les différentes approches d'adaptation, combiner l'approche de reclassement avec celle de l'adaptation. De plus, l'exploitation des ressources et des services du web peut être aussi une très bonne voie qui permet d'améliorer les résultats de n'importe quel système informatique y compris les systèmes de recherche d'images. Pour le cas de la recherche d'images, un défi, à notre avis, est comment exploiter un moteur de recherche professionnel comme Google dont les méthodes et les techniques sont une boîte noire pour retrouver des images dans des bases de données locales.

Enfin, Il est d'importance de noter que le domaine CBIR est devenu dernièrement un domaine très actif ce qui nous laisse penser d'utiliser le collectif d'algorithmes proposés au CBIR dans d'autres domaines d'application comme le domaine de la recherche d'information documentaire sur laquelle s'est basé le domaine CBIR au début de ses premiers pas.

# Bibliographie

## Bibliographie

Abed, H., & Zaoui, L. (2009). Système D'Indexation et de Recherche d'Images par le Contenu. In CIAA.

Ackoff, R. (1989). From data to wisdom. *Journal of applied systems analysis*, 16(1), 3-9.

Agichtein, E., Brill, E., & Dumais, S. (2006). Improving web search ranking by incorporating user behavior information. In *Proceedings of the 29th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval* (pp. 19-26). ACM.

Al-Hamami, A., & Hisham, A.-R. (2010). Improving the Effectiveness of the Color Coherence Vector. *Int. Arab J. Inf. Technol.*, 7(3), 324-332.

Allioua, S., & Zizette, B. (2010). Recherche sémantique d'images annotées.

An, Y., Riaz, M., & Park, J. (2010). CBIR based on adaptive segmentation of HSV color space. In *12th International Conference on Computer Modelling and Simulation (UKSim)*, (pp. 248-251). IEEE.

Anantharatnasamy, P., Sriskandaraja, K., Nandakumar, V., & Deegalla, S. (2013). Fusion of colour, shape and texture features for content based image retrieval. In *8th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE)*, (pp. 422-427). IEEE. .

Ardizzoni, S., & Bartolini, I. (1999). Windsurf: Region-based image retrieval using wavelets. In *Proceedings. Tenth International Workshop on Database and Expert Systems Applications* (pp. 167-173). IEEE.

Arivazhagan, S., & Ganesan, L. P. (2006). Texture classification using Gabor wavelets based rotation invariant features. *Pattern recognition letters*, 27(16), 1976-1982.

Babu, G. P., Mehtre, B. M., & Kankanhalli, M. S. (1995). Color indexing for efficient image retrieval. *Multimedia Tools and applications*, 1(4), 327-348.

Bach, J. R., Fuller, C., & Gupta, A. (1996). Virage image search engine: an open framework for image management. In *Electronic Imaging: Science & Technology* (pp. 76-87). International Society for Optics and Photonics.

Baziz, M. (2005). *Indexation conceptuelle guidée par ontologie pour la recherche d'information (Doctoral dissertation, Toulouse 3)*.

Borst, P. (1997). *Construction of engineering ontologies for knowledge sharing and reuse. Universiteit Twente*.

# Bibliographie

Boser, B. E., Guyon, I. M., & Vapnik, V. N. (1992). A training algorithm for optimal margin classifiers. In Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory (pp. 144-152). ACM.

Bouarroudj, S. (2010). *Raisonnement sur une ontologie enrichie par des règles SWRL pour la recherche sémantique d'images annotées, (Mémoire de Magister, Université 20 Août 1955 de Skikda).*

Boubekeur, F. (2008). *Contribution à la définition de modèles de recherche d'information flexibles basés sur les CP-Nets (Doctoral dissertation, Université Paul Sabatier-Toulouse III).*

Boughanem, M., & Savoy, J. (2008). *Recherche d'information états des lieux et perspectives. Hermes Science Publications.*

Bouramoul, A. (2011). *Recherche d'information contextuelle et sémantique sur le web.*

Browne, D. (2016). Adaptive user interfaces. Elsevier.

Cai, D., He, X., Li, Z., Ma, W. Y., & Wen, J. R. (2004). Hierarchical clustering of WWW image search results using visual, textual and link information. In Proceedings of the 12th annual ACM international conference on Multimedia (pp. 952-959). ACM.

Carbonell, J., & Goldstein, J. (1998). The use of MMR, diversity-based reranking for reordering documents and producing summaries. In Proceedings of the 21st annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval (pp. 335-336). ACM.

Chan, C. H., & King, I. (2004). Using biased support vector machine to improve retrieval result in image retrieval with self-organizing map. In Neural Information Processing (pp. 714-719). Springer Berlin/Heidelberg.

Chang, R. I., Lin, S. Y., Ho, J. M., Fann, C. W., & Wang, Y. C. (2012). A novel content based image retrieval system using k-means/knn with feature extraction. Computer Science and Information Systems, 9(4), 1645-1661.

Charhad, M. (2005). Modèles de documents video basés sur le formalisme des graphes conceptuels pour l'indexation et la recherche par le contenu sémantique. pp. 24-25.

Chen, J., Ma, R., & Su, Z. (2010). Weighting visual features with pseudo relevance feedback for CBIR. In Proceedings of the ACM International Conference on Image and Video Retrieval (pp. 220-227). ACM.

Chen, Y., Wang, J. Z., & Krovetz, R. (2005). CLUE: cluster-based retrieval of images by unsupervised learning. IEEE transactions on Image Processing, 14(8), 1187-1201.

# Bibliographie

Chen, Y., Wang, J. Z., & Krovetz, R. (2003). Content-based image retrieval by clustering. In Proceedings of the 5th ACM SIGMM international workshop on Multimedia information retrieval (pp. 193-200). ACM.

Chow, T. W., Rahman, M. K., & Wu, S. (2006). Content-based image retrieval by using tree-structured features and multi-layer self-organizing map. *Pattern Analysis and Applications*, 9(1), 1-20.

Cinque, L., Levialdi, S., Olsen, K. A., & Pellicano, A. (2001). Color-based image retrieval using spatial-chromatic histograms. *Image and Vision Computing*, 19(13), 979-986.

Cleverdon, C. (1970). Evaluation tests of information retrieval systems. *Journal of Documentation*, 26(1), 55-67.

Collins, J., & Okada, K. (2012). A Comparative Study of Similarity Measures for Content-Based Medical Image Retrieval. In CLEF (Online Working Notes/Labs/Workshop).

Cutrona, J. (2003). *Analyse de forme des objets biologiques: représentation, classification et suivi temporel (Doctoral dissertation)*.

Da Silva, A. T., Falcao, A. X., & Magalhaes, L. P. (2011). Active learning paradigms for CBIR systems based on optimum-path first classification. *Pattern Recognition*, 44(12), 2971-2978.

Daoud, M. (2009). *Accès personnalisé à l'information: approche basée sur l'utilisation d'un profil utilisateur sémantique dérivé d'une ontologie de domaines à travers l'historique des sessions de recherche (Doctoral dissertation, Université Paul Sabatier-Toulouse III)*.

Daoudi, I. (2009). *Titre: Recherche par similarité dans les bases de données multimédia: application à la recherche par le contenu d'images (Doctoral dissertation, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon)*.

daS Torres, R., Facao, A. X., Zhang, B., Fan, W., Fox, E. A., Gonçalves, M. A., et al. (2005). A new framework to combine descriptors for content-based image retrieval. In Proceedings of the 14th ACM International Conference on Information and Knowledge Management (pp. 335-336). ACM.

daSilva. (2011). Improving the ranking quality of medical image retrieval using a genetic feature selection method. *Decision Support Systems*, 51(4), 810-820.

Del Bimbo, A., & Pala, P. (1997). Visual image retrieval by elastic matching of user sketches. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(2), 121-132.

# Bibliographie

Derrode, S., Mezhoud, R., & Ghorbel, F. (1999). Reconnaissance de formes par invariants complets et convergents; Application à l'indexation de bases d'objets à niveaux de gris. In 17<sup>e</sup> Colloque sur le traitement du signal et des images, FRA, 1999. GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal.

Deza, M. M., & Deza, E. (2009). Encyclopedia of distances. In *Encyclopedia of Distances* (pp. 1-583). Springer Berlin Heidelberg.

Dharani, T., & Aroquiaraj, I. L. (2013). Content Based Image Retrieval System using Feature Classification with Modified KNN Algorithm. arXiv preprint arXiv:1307.4717.

Dieterich, H., Malinowski, U., Kühme, T., & Schneider-Hufschmidt, M. (1993). State of the art in adaptive user interfaces. *Human factors in information technology*, 10, 13-13.

DJEFFAL, A. (2012). *Utilisation des méthodes Support Vector Machine (SVM) dans l'analyse des bases de données (Doctoral dissertation, Université Mohamed Khider-Biskra)*.

Duda, R. O., & Hart, P. E. (1973). Vol. 3. *Pattern Classification and Scene Analysis*.

Dy, J. G., Brodley, C. E., Kak, A., Broderick, L. S., & Aisen, A. M. (2003). Unsupervised feature selection applied to content-based retrieval of lung images. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 25(3), 373-378.

Faria, F., Veloso, A., Almeida, H. M., Valle, E., Torres, R. D., Gonçalves, M. A., et al. (2010). Learning to rank for content-based image retrieval. In *Proceedings of the international conference on Multimedia information retrieval* (pp. 285-294). ACM.

Fazia, A. (2013). *Extraction de la composante texturée d'une image (Doctoral dissertation, Université Mouloud Maameri de Tizi Ouzou)*.

Ferry, N. (2011). *Adaptations dynamiques au contexte en informatique ambiante: propriétés logiques et temporelles (Doctoral dissertation, Université Nice Sophia Antipolis)*.

Fiesler, E. (1994). Neural network classification and formalization. *Computer Standards & Interfaces*, 16(3), 231-239.

Fishburn, P. (1998). *Nonlinear preference and utility theory (Vol. 5)*. Baltimore: Johns Hopkins University Press.

Flickner, M. (1995). Query by image and video content: The QBIC system. *computer*, 28(9), 23-32.

# Bibliographie

Forestier, G. (2010). *Connaissances et clustering collaboratif d'objets complexes multisources (Doctoral dissertation, Université de Strasbourg)*.

Fournier, J. (2002). *Indexation d'images par le contenu et recherche interactive dans les bases généralistes (Doctoral dissertation, Cergy-Pontoise)*.

Fournier, J., Cord, M., & Philipp-Foliguet, S. (2001). Retin: A content-based image indexing and retrieval system. *Pattern Analysis & Applications*, 4(2), 153-173.

Frederix, G., Caenen, G., & Pauwels, E. J. (2000). Panoramic, adaptive and reconfigurable interface for similarity search. In *Proceedings of International Conference on Image Processing*, (Vol. 3, pp. 222-225). IEEE.

Furner, J. (1997). Digital images in libraries: an overview. *Vine*, 27(3), 3-7.

Gagliardi, I., & Shettini, R. (1997). A method for the automatic indexing of colour images for effective image retrieval. *New Review of Hypermedia and Multimedia*, 3(1), 201-224.

Galloway, M. M. (1975). Texture analysis using gray level run lengths. *Computer graphics and image processing*, 4(2), 172-179.

Gervers, T., & Smeulders, A. W. (1999). Color-based object recognition. *Pattern recognition*, 32(3), 453-464.

Ghedira, C. (2002). *Modélisation et Méthode de conception de systèmes de navigation adaptative dans les hypermédias (Doctoral dissertation, institut national des sciences appliquées de Lyon)*.

Giacinto, G. (2007). A nearest-neighbor approach to relevance feedback in content based image retrieval. In *Proceedings of the 6th ACM international conference on Image and video retrieval* (pp. 456-463). ACM.

Giacinto, G., Roli, F., & Fumera, G. (2001a). Adaptive query shifting for content-based image retrieval. In *International Workshop on Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition* (pp. 337-346). Springer Berlin Heidelberg.

Giacinto, G., Roli, F., & Fumera, G. (2001b). Comparison and combination of adaptive query shifting and feature relevance learning for content-based image retrieval. In *Proceedings of 11th International Conference on Image Analysis and Processing*. (pp. 422-427). IEEE.

Goswami, J. C., & Chan, A. K. (2011). *Fundamentals of wavelets: theory, algorithms, and applications (Vol. 233)*. John Wiley & Sons.



# Bibliographie

Gouiffès, M. (2005). Apports de la Couleur et des Modèles de Réflexion pour l'Extraction et le Suivi de Primitives. Diss. Université de Poitiers.

Graja, Z. (2015). *Vérification formelle des systèmes multi-agents auto-adaptatifs (Doctoral dissertation, Université Paul Sabatier-Toulouse III)*.

Grigороva, A., De Natale, F. G., Dаgli, C., & Huang, T. S. (2007). Content-based image retrieval by feature adaptation and relevance feedback. *IEEE transactions on multimedia*, 9(6), 1183-1192.

Gruber, T. R. (1993). A translation approach to portable ontology specifications. *Knowledge acquisition*, 5(2), 199-220.

Gueguen, L. (2007). *Extraction d'information et compression conjointes de Séries Temporelles d'Images Satellitaires (Doctoral dissertation)*.

Hafiane, A. (2005). *Caractérisation de textures et segmentation pour la recherche d'images par le contenu (Doctoral dissertation, Université Paris Sud-Paris XI)*.

Hamerly, G., & Elkan, C. (2003). Learning the k in k-means. In *NIPS* (Vol. 3, pp. 281-288).

Haralick, R. M. (1979). Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE*, 67(5), 786-804.

Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. H. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, 3(6), 610-621.

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2001). *The elements of statistical learning*. 2001. NY Springer.

Hernandez, N. (2005). *Ontologies de domaine pour la modélisation du contexte en recherche d'information (Doctoral dissertation, Université Paul Sabatier)*.

Ho, J. M., Lin, S. Y., Fann, C. W., Wang, Y. C., & Chang, R. I. (2012). A novel content based image retrieval system using K-means with feature extraction. In *Systems and Informatics (ICSAI), 2012 International Conference on* (pp. 785-790). IEEE.

Hoi, C. H., & Lyu, M. R. (2004). Group-based relevance feedback with support vector machine ensembles. In *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, ICPR 2004*. (Vol. 3, pp. 874-877). IEEE.

# Bibliographie

Hong, P., Tian, Q., & Huang, T. S. (2000). Incorporate support vector machines to content-based image retrieval with relevance feedback. In Proceedings of International Conference on Image Processing (Vol. 3, pp. 750-753). IEEE.

Hosur, R., Savakar, D. G., & Bhajan, R. Y. (2014). Web Image Re-Ranking using Query Specific Semantic Signatures in a Search Engine. International Journal of Advanced Research in Computer Science, 6(6).

Houari, K. (2010). *Recherche d'images par le contenu (Doctoral dissertation, Thèse de doctorat, Université Mentouri Constantine)*.

Hu, M. (1962). Visual pattern recognition by moment invariants. IRE transactions on information theory, 8(2), 179-187.

Hu, R., Ruger, S., i Song, D., Liu, H., & Huang, Z. (2008). Dissimilarity measures for content-based image retrieval. In IEEE International Conference on Multimedia and Expo, (pp. 1365-1368). IEEE.

Jain, A. K., Murty, M. N., & Flynn, P. J. (1999). Data clustering: a review. ACM computing surveys (CSUR), 31(3), 264-323.

Jarrah, K., Krishnan, S., & Gum, L. (2006). Automatic content-based image retrieval using hierarchical clustering algorithms. In International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN'06. (pp. 3532-3537). IEEE.

Journet, N., Ramel, J. Y., & Eglin, V. (2007). *Analyse d'images de documents anciens: une approche texture*.

Kannan, A., Mohan, V., & Anbazhagan, N. (2010). Image clustering and retrieval using image mining techniques. In IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (Vol. 2).

Kherfi, M. L., & Ziou, D. (2006). Relevance feedback for CBIR: a new approach based on probabilistic feature weighting with positive and negative examples. IEEE Transactions on Image Processing, 15(4), 1017-1030.

KIWI. (s.d.). *le système de recherche de l'INSA de Lyon*. <http://telesun.insa-lyon.fr/kiwi>.

Kobsa, A. &. (2007). The Adaptive Web. P. Brusilovsky, A. Kobsa, & W. Nejdl (Eds.), 628-670.

Kohonen, T. (1982). Self-organized formation of topologically correct feature maps. Biological cybernetics, 43(1), 59-69.

# Bibliographie

Kohonen, T. (1997). *Self-organizing maps*. editor Springer.

Koskela, M., Laaksonen, J., & Oja, E. (2004). Use of image subset features in image retrieval with self-organizing maps. In *International Conference on Image and Video Retrieval* (pp. 508-516). Springer Berlin Heidelberg.

Kotsiantis, S. B., Zaharakis, I., & Pintelas, P. (2007). *Supervised machine learning: A review of classification techniques*.

Kumar, K. K., Bhutada, S., & Balaram, V. S. (2012). An adaptive approach to relevance feedback in cbir using mining techniques. In *Proceedings of International Conference on Electronics* (Vol. 80, pp. 80-85).

Laaksonen, J., Koskela, M., Laakso, S., & Oja, E. (2000). PicSOM—content-based image retrieval with self-organizing maps. *Pattern recognition letters*, 21(13), 1199-1207.

Laaksonen, J., Koskela, M., Laakso, S., & Oja, E. (2001). Self-organising maps as a relevance feedback technique in content-based image retrieval. *Pattern Analysis & Applications*, 4(2), 140-152.

Lavrenko, V., & Croft, W. B. (2001). Relevance based language models. In *Proceedings of the 24th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval* (pp. 120-127). ACM.

Lee, C. H., & Lin, M. F. (2008). Adaptive similarity measurement using relevance feedback. In *IEEE 8th International Conference on Computer and Information Technology Workshops, CIT Workshops* (pp. 314-318). IEEE.

Lemouzy, S. (2011). *Systèmes interactifs auto-adaptatifs par systèmes multi-agents auto-organiseurs: application à la personnalisation de l'accès à l'information (Doctoral dissertation, Université de Toulouse, Université Toulouse III-Paul Sabatier)*.

Leshno, M., Lin, V. Y., Pinkus, A., & Schocken, S. (1993). Multilayer feedforward networks with a nonpolynomial activation function can approximate any function. *Neural networks*, 6(6), 861-867.

Li, J., & Wang, J. Z. (2004). Studying digital imagery of ancient paintings by mixtures of stochastic models. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(3), 340-353.

Lin, W. H., Jin, R., & Hauptmann, A. (2003). Web image retrieval re-ranking with relevance model. In *Proceedings of IEEE/WIC International Conference on Web Intelligence, WI 2003*. (pp. 242-248). IEEE.

# Bibliographie

Liu, H., Song, D., Rüger, S., Hu, R., & Uren, V. (2008). Comparing dissimilarity measures for content-based image retrieval. In *Asia Information Retrieval Symposium* (pp. 44-50). Springer Berlin Heidelberg.

Lu, J., Zhao, T., & Zhang, Y. (2008). Feature selection based-on genetic algorithm for image annotation. *Knowledge-Based Systems*, 21(8), 887-891.

Lv, Y., & Zhai, C. (2009). A comparative study of methods for estimating query language models with pseudo feedback. In *Proceedings of the 18th ACM conference on Information and knowledge management* (pp. 1895-1898). ACM.

Malsburg, C. (1973). Self-organization of orientation sensitive cells in the striate cortex. *Biological Cybernetics*, 14(2), 85-100.

Matsuyama, T. M.-I., & Nagao, M. (1983). Structural analysis of natural textures by Fourier transformation. *Computer vision, graphics, and image processing*, 24(3), 347-362.

Mezaris, V., I., K., & Strintz., M.-G. (2004). Region-based image retrieval using an object ontology and relevance feedback. *Eurasip Journal on applied signal processing*, 2004, 886-901.

Minka., T. P. (1996). *An image database browser that learns from user interaction (Doctoral dissertation, Massachusetts Institute of Technology, Dept. of Electrical Engineering and Computer Science)*.

Mitran., m. (2014). *Annotation d'images via leur contexte spatio-temporel et les métadonnées du Web (Doctoral dissertation, Université de Toulouse, Université Toulouse III-Paul Sabatier)*.

Mizzaro, S. (1997). Relevance: The whole history. *JASIS* , 48(9), 810-832.

Mosbah, M., & Boucheham, B. (2012a). Amélioration de la Précision des Moteurs de Recherche d'Images par l'Utilisation des Techniques du CBIR. *La deuxième édition de la conférence nationale de l'informatique destinée aux étudiants de graduation et de post-graduation (JEES'12)*. Alger: ESI.

Mosbah, M., & Boucheham, B. (2014d). Combining Colour Signatures. In *Information Engineering* (Vol. 3, pp. 57-62). Science and Engineering Publishing Company.

Mosbah, M., & Boucheham, B. (2017c). Distance selection based on relevance feedback in the context of CBIR using the SFS meta-heuristic with one round. *Egyptian Informatics Journal*, 18(1), 1-9.

# Bibliographie

Mosbah, M., & Boucheham, B. (2013). Improving the Performance of CBIR Systems through Re-ranking Mechanism. *La Deuxième Conférence Nationale des Etudes Doctorales en Informatiques (CNEDI 2013)*, (pp. 160-170). Skikda.

Mosbah, M., & Boucheham, B. (2016a). Improving the Performance of Color-Based Signatures through Dynamic Selection of Adequate CCV-Threshold. In *Proceedings of the 4th Spanish Conference on Information Retrieval* (p. 5). ACM.

Mosbah, M., & Boucheham, B. (2015a). Majority Voting Re-ranking Algorithm for Content Based-Image Retrieval. In *Research Conference on Metadata and Semantics Research* (pp. 121-131). Springer International Publishing.

Mosbah, M., & Boucheham, B. (2017b). Matching Measures in the Context of CBIR: A Comparative Study in Terms of Effectiveness and Efficiency. In *World Conference on Information Systems and Technologies* (pp. 245-258). Springer, Cham.

Mosbah, M., & Boucheham, B. (2014a). New algorithm for re-ranking based on the vote operation in the context of CBIR. In *World Symposium on Computer Applications & Research (WSCAR)*, (pp. 1-7). IEEE.

Mosbah, M., & Boucheham, B. (2014b). Relevance Feedback within CBIR Systems. *International Journal of Computer, Information Science and Engineering*, 8(4), 19-23.

Mosbah, M., & Boucheham, B. (2017a). Re-ranking in the Context of CBIR: A Comparative Study. In *World Conference on Information Systems and Technologies* (pp. 297-307). Springer, Cham.

Mosbah, M., & Boucheham, B. (2014c). Selecting the Best Sub-Region Indexing the Images in the Case of Weak Segmentation Based On Local Color Histograms. *World Academy of Science, Engineering and Technology, International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information*.

Mosbah, M., & Boucheham, B. (2015b). Selection of Relevance Feedback Technique in the Context of CBIR.

Muller, H., Muller, W., Marchand-Maillet, S., Pun, T., & Squire, D. M. (2000). Strategies for positive and negative relevance feedback in image retrieval. In *Proceedings of 15th International Conference on Pattern Recognition*, (Vol. 1, pp. 1043-1046). IEEE.

Muneesawang, P., & Guan, L. (2001). A neural network approach for learning image similarity in adaptive CBIR. In *IEEE Fourth Workshop on Multimedia Signal Processing*, (pp. 257-262). IEEE.

# Bibliographie

Nastar, C., Boujemaa, N., Mitschke, M., & Meilhac, C. (1998). Surfimage: Un système flexible d'indexation et de recherche d'images. CORESA '98, Lannion, France.

Natsev, A. P., Haubold, A., Tesic, J., Xie, L., & Yan, R. (2007). Semantic concept-based query expansion and re-ranking for multimedia retrieval. In Proceedings of the 15th ACM international conference on Multimedia (pp. 991-1000). ACM.

Nguyen, G. P., & Worring, M. (2005). Relevance feedback based saliency adaptation in CBIR. *Multimedia systems*, 10(6), 499-512.

Niblack, W., Barner, R., Equitz, W., Flickner, M., Glasman, E., Ptekovic, D., et al. (1993). QBIC project: querying images by content, using color, texture, and shape. In IS&T/SPIE's Symposium on Electronic Imaging: Science and Technology (pp. 173-187). International Society for Optics and Photonics.

Ortega, M., Rui, Y., Chakrabarti, K., Mehrotra, S., & Huang, T. S. (1997). Supporting similarity queries in MARS. In Proceedings of the fifth ACM international conference on Multimedia (pp. 403-413). ACM.

Pallaver, T. (2006). *Auto-adaptativité et topologie dans les cartes de kohonen (Doctoral dissertation, Université Laval)*.

Park, G., Baek, Y., & Lee, H. K. (2002). A ranking algorithm using dynamic clustering for content-based image retrieval. In International Conference on Image and Video Retrieval (pp. 328-337). Springer Berlin Heidelberg.

Park, S. B., Lee, J. W., & Kim, S. K. (2004). Content-based image classification using a neural network. *Pattern Recognition Letters*, 25(3), 287-300.

Pass, G., & Zabih, R. (1999). Comparing images using joint histograms. *Multimedia systems*, 7(3), 234-240.

Pass, G., & Zabih, R. (1996). Histogram refinement for content-based image retrieval. In Proceedings 3rd IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, WACV'96., (pp. 96-102). IEEE.

Pena, J. M., Lozano, J. A., & Larranaga, P. (1999). An empirical comparison of four initialization methods for the k-means algorithm. *Pattern recognition letters*, 20(10), 1027-1040.

Pentland, A., Picard, R. W., & Sclaroff, S. (1996). Photobook: Content-based manipulation of image databases. *International journal of computer vision*, 18(3), 233-254.

# Bibliographie

Persoon, E., & Fu, K. (1977). Shape discrimination using Fourier descriptors. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, 7(3), 170-179.

Porkaew, K., & Chakrabarti, K. (1999). Query refinement for multimedia similarity retrieval in MARS. In *Proceedings of the seventh ACM international conference on Multimedia (Part 1)* (pp. 235-238). ACM.

Quack, T., Monich, U., Thiele, L., & Manjunath, B. (2004). Cortina: a system for large-scale, content-based web image retrieval. In *Proceedings of the 12th annual ACM international conference on Multimedia* (pp. 508-511). ACM.

Quellec, G., Lamard, M., Bekri, L., Cazuguel, G., Cochener, B., & Roux, C. (2007). Multimedia medical case retrieval using decision trees. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE* (pp. 4536-4539). IEEE.

Quellec, G., Lamard, M., Bekri, L., Cazuguel, G., Roux, C., & Cochener, B. (2010). Medical case retrieval from a committee of decision trees. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 14(5), 1227-1235.

Quellec., G. (2008). *Indexation et fusion multimodale pour la recherche d'information par le contenu. Application aux bases de données d'images médicales (Doctoral dissertation, TELECOM Bretagne)*.

Ramanan, A., Suppharangsarn, S., & Niranjana, M. (2007). Unbalanced decision trees for multi-class classification. In *International Conference on Industrial and Information Systems, ICIIS 2007*. (pp. 291-294). IEEE.

Rasmussen, E. (1997). Indexing Images. *Annual Review of Information Science and Technology (ARIST)*, 32, 169-96.

Rocchio, J. J. (1971). Relevance feedback in information retrieval.

Rubner, Y., & Tomasi, C. (2013). *Perceptual metrics for image database navigation* (Vol. 594). Springer Science & Business Media.

Rui, Y., & Huang, T. S. (2001). Relevance feedback techniques in image retrieval. In *Principles of visual information retrieval* (pp. 219-258). Springer London.

Rui, Y., Huang, T. S., & Mehrotra, S. (1997). Content-based image retrieval with relevance feedback in MARS. In *Proceedings of International Conference on Image Processing*, (Vol. 2, pp. 815-818). IEEE.

# Bibliographie

Rui, Y., Huang, T. S., Ortega, M., & Mehrotra, S. (1998). Relevance feedback: a power tool for interactive content-based image retrieval. *IEEE Transactions on circuits and systems for video technology*, 8(5), 644-655.

Rui, Y., She, A., & Huang, T. (1996). Modified Fourier descriptors for shape representation-a practical approach. In *Proc of First International Workshop on Image Databases and Multi Media Search* (pp. 22-23). Citeseer.

Saboorian, M. M., Jamzad, M., & Rabiee, H. R. (2010). User Adaptive Clustering For Large Image Databases. In *20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, (pp. 4271-4274). IEEE.

Salmi, m., & Boucheham, B. (2014). Content based image retrieval based on cell color coherence vector (Cell-CCV). In *4th International Symposium ISKO-Maghreb: Concepts and Tools for knowledge Management (ISKO-Maghreb)*, (pp. 1-5). IEEE.

Salton, G., & McGill, M. I. (1984). *Introduction to modern information retrieval*.

Samia, A. (2014). *E-Learning Adaptatif: Gestion intelligente des ressources pédagogiques et adaptation de la formation au profil de l'apprenant*.

Schreiber, A. T., Dubbeldam, B., Wielemaker, J., & Wielinga, B. J. (2001). Ontology-based photo annotation. *IEEE Intelligent systems*, 16(3), 66-74.

Schroder, M., Rehrauer, H., Seidel, K., Datcu, M., et al. (2000). Interactive learning and probabilistic retrieval in remote sensing image archives. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(5), 2288-2298.

Sebai, H., & Kourgli, A. (2014). An adaptive CBIR system for remote sensed data. In *12th International Workshop on Content-Based Multimedia Indexing (CBMI)*, (pp. 1-6). IEEE.

Sharma, N. S., Rawat, P. S., & Singh, J. S. (2011). Efficient CBIR using color histogram processing. *Signal & Image Processing*, 2(1).

Shyu, C. R. (2000). Relevance feedback decision trees in content-based image retrieval. In *Proceedings of IEEE Workshop on Content-based Access of Image and Video Libraries*, (pp. 68-72). IEEE.

SI-MOHAMMED, M. M. (2014). *Recherche d'Information: un modèle de langue combinant mots simples et mots composés (Doctoral dissertation, Université de Toulouse)*.



# Bibliographie

Smeaton, A. (1989). Information retrieval and natural language processing. Dublin City University. School of Computer Applications.

Smeulders, A. W., Worring, M., Santini, S., Gupta, A., & Jain, R. (2000). Content-based image retrieval at the end of the early years. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 22(12), 1349-1380.

Smith, J. R. (1997). *Integrated spatial and feature image systems: Retrieval, analysis and compression (Doctoral dissertation, Columbia University)*.

Smith, J. R., & Chang, S.-F. (1997). Querying by color regions using the VisualSEEK content-based visual query system. *Intelligent multimedia information retrieval*, 7(3), 23-41.

Song, Y., Cai, W., Eberl, S., Fulham, M. J., & Feng, D. (2010). Structure-adaptive feature extraction and representation for multi-modality lung images retrieval. In *International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*, (pp. 152-157). IEEE.

Stehling, R. O., Nascimento, M. A., & Falcão, A. X. (2001). An adaptive and efficient clustering-based approach for content-based image retrieval in image databases. In *International Symposium on Database Engineering and Applications*, (pp. 356-365). IEEE.

Stehling, R. O., Nascimento, M. A., & Falcão, A. X. (2003). Cell histograms versus color histograms for image representation and retrieval. *Knowledge and Information Systems*, 5(3), 315-336.

Stricker, M. A., & Orengo, M. (1995). Similarity of color images. In *IS&T/SPIE's Symposium on Electronic Imaging: Science & Technology* (pp. 381-392). International Society for Optics and Photonics.

Su, W. T., Chen, J. C., & Lien, J. J. (2010). Region-based image retrieval system with heuristic pre-clustering relevance feedback. *Expert systems with Applications*, 37(7), 4984-4998.

Swain, M. J., & Ballard, D. H. (1991). Color indexing. *International journal of computer vision*, 7(1), 11-32.

Tambellini, C. (2007). *Un système de recherche d'information adapté aux données incertaines: adaptation du modèle de langue (Doctoral dissertation, Université Joseph-Fourier-Grenoble I)*.

Tamura, H., Mori, S., & Yamawaki, T. (1978). Textural features corresponding to visual perception. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 8(6), 460-473.

# Bibliographie

- Tao, D., Tang, X., Li, X., & Wu, X. (2006). Asymmetric bagging and random subspace for support vector machines-based relevance feedback in image retrieval. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 28(7), 1088-1099.
- Teknomo, K. (2007, July). *K-means Clustering Tutorials*. Consulté le 09 01, 2016, sur [HTT:\people.revoledu.com\kardi\tutorial\KMean\](http://people.revoledu.com/kardi/tutorial/KMean/)
- Thevenin, D. (2001). *Adaptation en Interaction Homme-Machine: le cas de la Plasticité (Doctoral dissertation, Université Joseph-Fourier-Grenoble I)*.
- Tollari, S. (2006). *Indexation et recherche d'images par fusion d'informations textuelles et visuelles (Doctoral dissertation, Toulon)*.
- Totterdell, P., & Rautenbach, P. (1990). Adaptation as a problem of design. *Adaptive user interfaces*, 61-84.
- Touzet, C. (1992). les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme. EC2. .
- Traina, A. J., Marques, J., & Traina, C. (2006). Fighting the semantic gap on cbir systems through new relevance feedback techniques. In *19th IEEE International Symposium on Computer-Based Medical Systems* (pp. 881-886). IEEE.
- Urban, J., Jose, J. M., & van Rijsbergen, C. J. (2003). *An adaptive approach for image organisation and retrieval*.
- Urban, J., Jose, J. M., & Van Rijsbergen, C. J. (2006). An adaptive technique for content-based image retrieval. *Multimedia Tools and Applications*, 31(1), 1-28.
- Vailaya, A., Figueiredo, M., Anil, J., & Zhang, H. (2001). Bayesian framework for semantic classification of outdoor vacation images. In *Electronic Imaging'99* (pp. 415-426). International Society for Optics and Photonics.
- Van Trees, H. L. (2004). *Detection, estimation, and modulation theory. John Wiley & Sons*.
- Villard, L. (2002). *Modèles de documents pour l'édition et l'adaptation de présentations multimédias (Doctoral dissertation, Grenoble, INPG)*.
- Voorhees, H., & Poggio, T. (1988). Computing texture boundaries from images. *Nature*, 333(6171), 364-367.

# Bibliographie

Wang, B., Zhang, X., & Li, N. (2006). Relevance feedback technique for content-based image retrieval using neural network learning. In International Conference on Machine Learning and Cybernetics, (pp. 3692-3696). IEEE.

Wang, L., Gao, Y., Chan, K. L., Xue, P., & Yau, W. Y. (2005). Retrieval with knowledge-driven kernel design: an approach to improving SVM-based CBIR with relevance feedback. In Tenth IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV 2005. (Vol. 2, pp. 1355-1362). IEEE.

Wang, M., Ye, Z. L., Wang, Y., & Wang, S. X. (2008). Dominant sets clustering for image retrieval. *Signal Processing*, 88(11), 2843-2849.

Whitney, A. W. (1971). A direct method of nonparametric measurement selection. *IEEE Transactions on Computers*, 100(9), 1100-1103.

Wong, K. M., Cheung, K. W., & Po, L. M. (2005). MIRROR: an interactive content based image retrieval system. In IEEE International Symposium on Circuits and Systems, ISCAS, (pp. 1541-1544). IEEE.

Wu, K., & Yap, K. H. (2006). Fuzzy SVM for content-based image retrieval: a pseudo-label support vector machine framework. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 1(2), 10-16.

Xia, G. S. (2011). *Some Geometric Methods for the Analysis of Images and Textures* (Doctoral dissertation, Télécom ParisTech).

Zhang, D., & Lu, G. (2001). A Comparative study on shape retrieval using Fourier descriptors with different shape signatures. In Proc. of international conference on intelligent multimedia and distance education (ICIMADE01) (pp. 1-9).

Zhang, D., & Lu, G. (2003). Evaluation of similarity measurement for image retrieval. In Proceedings of the 2003 International Conference on Neural Networks and Signal Processing, (Vol. 2, pp. 928-931). IEEE.

Zhang, J., & Tan, T. (2002). Brief review of invariant texture analysis methods. *Pattern recognition*, 35(3), 735-747.

Zhao, H., & Jia, W. (2007). An adaptive fuzzy clustering method for Query-By-Multiple-Example image retrieval. In Third International IEEE Conference on Signal-Image Technologies and Internet-Based System, SITIS'07. (pp. 997-1004). IEEE.

# Bibliographie

Zhao, Q., & Tao, H. (2005). Object tracking using color correlogram. In 2nd Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance, (pp. 263-270). IEEE.

Zhou, X. S., & Huang, T. S. (2002). Relevance feedback in content-based image retrieval: some recent advances. *Information Sciences*, 148(1), 129-137.

Zhou, X. S., & Huang, T. S. (2003). Relevance feedback in image retrieval: A comprehensive review. *Multimedia systems*, 8(6), 536-544.

Zhou, Z. H., Chen, K. J., & Jiang, Y. (2004). Exploiting unlabeled data in content-based image retrieval. In *European Conference on Machine Learning* (pp. 525-536). Springer Berlin Heidelberg.

## Bibliographie du candidat

### 1. Conférences locales

1. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Improving the Performance of CBIR Systems Through Re-ranking Mechanism" (CNEDI'13).
2. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Colors reduction for CBIR: Fixed Palette vs. Fixed Number of Dominant Colors". The third International Conference on Image & Signal Processing and their Applications (ISPA'12).
3. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Amélioration de la Précision des Moteurs de Recherche d'Images par l'Utilisation des Techniques du CBIR". La deuxième édition de la conférence nationale de l'informatique destinée aux étudiants de graduation et de post-graduation (JEESI'12).

### 2. Conférences Internationales

1. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Matching Measures in the Context of CBIR: A Comparative Study in terms of Effectiveness and Efficiency". 5<sup>th</sup>World Conference on Information Systems and Technologies (Worldcist'17). (Accepted).
2. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Re-ranking in the Context of CBIR: A Comparative Study". 5<sup>th</sup>World Conference on Information Systems and Technologies (Worldcist'17). (Accepted).
3. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Improving the Performance of Color-based Signatures through Dynamic Selection of Adequate CCV-Threshold". IV Spanish Conference in Information Retrieval (CERI'16).
4. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Selection of Relevance Feedback Technique in the Context of CBIR". 16<sup>th</sup> International Arab Conference on Information Technology (ACIT'15).
5. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Majority Voting Re-ranking Algorithm for Content based Image Retrieval". The 9<sup>th</sup> Metadata and Semantics Research Conference (MTR'15).
6. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Combining Colour Signatures". The 2<sup>nd</sup> International Conference on Computer and Information Engineering (ICCI'14).
7. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Selecting the Best Sub-Region Indexing the Images in the Case of Weak Segmentation Based on Local Color Histograms". International Conference on Semantic Information Retrieval (ICSIR'14).
8. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Relevance Feedback within CBIR Systems". 16<sup>th</sup> International Conference on Information Retrieval and Knowledge Management (ICIRKM'14).
9. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "New Algorithm for Re-ranking based on the Vote Operation in the Context of CBIR". International Conference on Computer Vision & Image Analysis (ICCVIA'14).

### 3. Publication dans des Journaux Internationaux

1. Mosbah, M., & Boucheham, B. (2017). Distance selection based on relevance feedback in the context of CBIR using the SFS meta-heuristic with one round. *Egyptian Informatics Journal* , vol. 18, pages: 1-9. Elsevier.
2. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Selecting the Best Sub-Region Indexing the Images in the Case of Weak Segmentation Based on Local Color Histograms". *International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering* Vol:8, No: 10, 1836-1840, 2014.
3. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "The Influence of the Color Model on the Performance of a CBIR System based on Color Moments". *Journal of Communication and Computer* 11 (2014) 266-273.
4. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Combining Colour Signatures". *Information Engineering (IE) Volume 3*, 57-62, 2014.
5. Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham. "Relevance Feedback within CBIR Systems". *International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering* Vol:8, No:4, 568-572, 2014. World Academy of Science, Engineering and Technology (WASET).

### 4. Visibilité Internationale du candidat

<i>Base d'Indexe</i>	<i>Indice</i>
Google Scholar	9
DBLP	2
Elsevier (Science Direct)	1
ACM	1
IEEE	1
Springer	1



## FULL-LENGTH ARTICLE

## Distance selection based on relevance feedback in the context of CBIR using the SFS meta-heuristic with one round



Mawloud Mosbah\*, Bachir Boucheham

University 20 Août 1955 of Skikda, Algeria

Received 20 August 2015; revised 24 June 2016; accepted 1 September 2016  
Available online 19 October 2016

### KEYWORDS

CBIR;  
Distance-selection;  
Relevance feedback;  
SFS meta-heuristic;  
Precision and Recall

**Abstract** In this paper, we address the selection in the context of Content Based-Image Retrieval (CBIR). Instead of addressing *features' selection* issue, we deal here with *distance selection* as a novel paradigm poorly addressed within CBIR field. Whereas distance concept is a very precise and sharp mathematical tool, we extend the study to weak distances: Similarity, quasi-distance, and divergence. Therefore, as many as eighteen (18) such measures as considered: distances: {Euclidian, ...}, similarities {Ruzika, ...}, quasi-distances: {Neyman- $X^2$ , ...} and divergences: {Jeffrey, ...}. We specifically propose a hybrid system based on the Sequential Forward Selector (SFS) meta-heuristic with one round and relevance feedback. The experiments conducted on the *Wang database (Corel-1K)* using color moments as a signature show that our system yields promising results in terms of effectiveness.

© 2016 Production and hosting by Elsevier B.V. on behalf of Faculty of Computers and Information, Cairo University. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

### 1. Introduction

As any information retrieval system, a Content Based-Image Retrieval (CBIR) system aims at satisfying the user need through extracting, from the image database, a subset of

images deemed as similar to the submitted query, let alone relevant to the user expectations. For doing so, a CBIR system utilizes some low-level features such as color, e.g. [1], texture, e.g. [2,3] and shape, e.g. [4]. A comparative study of some CBIR works is reported in [5]. Unfortunately, users are still usually unsatisfied with results answered by actual CBIR systems, owing to the semantic gap problem. Indeed, there is a gap between the relevance notion from the user viewpoint and the automatic relevance of the system. For improving results given by a CBIR system, one must, therefore then, reduce the gap between the two previous cited kinds of relevance. The relevance from the user perspective is related to what he/she has in his/her mind about his/her needs, whereas relevance from the system viewpoint is related to the query.

\* Corresponding author.

E-mail addresses: [mos\\_nasa@hotmail.fr](mailto:mos_nasa@hotmail.fr), [m.mosbah@univ-skikda.dz](mailto:m.mosbah@univ-skikda.dz) (M. Mosbah).

Peer review under responsibility of Faculty of Computers and Information, Cairo University.



Production and hosting by Elsevier



# Majority Voting Re-ranking Algorithm for Content Based-Image Retrieval

Mawloud Mosbah<sup>(✉)</sup> and Bachir Boucheham

University 20 Août 1955 of Skikda, Skikda, Algeria  
mos\_nasa@hotmail.fr, boucheham\_bachir@yahoo.fr

**Abstract.** We propose a new algorithm, known as Majority Voting Re-ranking Algorithm (MVRA), which re-ranks the first returned images answered by an image retrieval system. Since this algorithm proceeds to change the images rate before any visualizing to the user, it does not require any assistance. The algorithm has been experimented using the Wang database and the Google image engine and has been compared to other methods based on two clustering algorithms namely: HACM and K-means. The obtained results indicate the clear superiority of the proposed algorithm.

**Keywords:** Image retrieval · Re-ranking · Majority voting re-ranking · HACM · K-means · Precision · Recall

## 1 Introduction

Since its appearance as a research field, image retrieval area has received great interest. Indeed, a lot of work has been done in this domain and many advances have been made ranging from utilizing textual annotation [7], adapting some techniques coming from documentary research to making use of image features such as color [1, 2], [14], [29], [30, 31, 32,], texture [17],[19] and shape [20]. The textual search paradigm suffers from the subjectivity problem when the latter, based on visual features, has the semantic gap as an obstacle. Attempts to attenuate the semantic gap between the low level features and the high level concepts within images include features fusion [25]. However this approach induces some problems, such as: (i) the curse of dimensionality and the heterogeneous representation of features if the combination is performed during the indexation stage [6], (ii) how to weight the scores of the different used features if the fusion is done only on the scores [12]. Even with features conjunction, the effectiveness remains far from satisfying the user. For this purpose, another solution has been proposed known as relevance feedback mechanism [24], [11], [23], [35]. According to this mechanism, the system exploits additional information provided by the user with his/her relevance judgment of the first returned images. This additional information allows the system to more understand the user need through learning. The results of this learning will be applied later in order to re-rank the other images of the asked database. A large spectrum of learning algorithms, coming from pattern recognition field, have been employed: SVM [16], the genetic programming [13], fuzzy sets [3]..Etc.

© Springer International Publishing Switzerland 2015

E. Garoufallou et al. (Eds.): MTSR 2015, CCIS 544, pp. 121–131, 2015.

DOI: 10.1007/978-3-319-24129-6\_11



# Improving the Performance of Color-Based Signatures through Dynamic Selection of Adequate CCV-Threshold

Mawloud Mosbah  
 Department of Informatics  
 Faculty of Sciences  
 University 20 Août 1955 of Skikda, Algeria  
 mos\_nasa@hotmail.fr

Bachir Boucheham  
 Department of Informatics  
 Faculty of Sciences  
 University 20 Août 1955 of Skikda, Algeria  
 boucheham\_bachir@yahoo.fr

## ABSTRACT

Color Coherence Vector (CCV) is an indexing method derived from histograms signature that attempts to integrate spatial information in these structures. Owing to its remarkable importance, many recent works have addressed CCV signature and some early indexing methods have been inspired from it. An essential issue with CCV is how to set the threshold value allowing distinction between coherent and non-coherent regions. Usually, this threshold, whose value has dramatic impact on CBIR performances, is set statically by the developer of the CBIR system. In this paper, we focus on the CCV threshold value through proposing two algorithms setting it dynamically according to the image query. The first algorithm belongs to the soft computing and relies on features fusion mechanism. The second one belongs to the cloud computing paradigm and relies on Google Image Engine. The two proposed algorithms belong to the pseudo relevance feedback approach that does not require any user assistance. The experiments conducted on the Wang database (COREL-1K) reveals that the proposed algorithms yield very promising results where they enhance CCV performances with fixed threshold and they are efficient compared to the features Fusion mechanism when considering the indexing time.

## CCS Concepts

H.3.3 [Information Storage and retrieval]: Information Search and Retrieval – relevance feedback, search process.

## Keywords

CBIR; CCV; Dynamic Threshold; Precision; Recall.

## 1. INTRODUCTION

A CBIR system is an image retrieval system that relies on image features such as color, texture and shape for extracting images similar to the query image. Review of the literature reveals that there exist many visual descriptors for each feature. For color, for instance, there exist global [1] and local histograms [2], color moments [3], correlogram [4] and CCV [5].

Permission to make digital or hard copies of all or part of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page. Copyrights for components of this work owned by others than ACM must be honored. Abstracting with credit is permitted. To copy otherwise, or republish, to post on servers or to redistribute to lists, requires prior specific permission and/or a fee. Request permissions from [Permissions@acm.org](mailto:Permissions@acm.org).

CERI '16, June 14–16, 2016, Granada, Spain  
 © 2016 ACM. ISBN 978-1-4503-4141-7/16/06...\$15.00  
 DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2934732.2934733>

After selecting the visual feature to work with, the developer has to consider some assumptions. Indeed, for histogram, that requires a level of quantization, the developer has to choose between the two following approaches: dominant colors or fixed palette. For local histograms, the developer has to answer more questions such as how many regions to consider and how to categorize the image. The main issue when considering CCV signature is the threshold value to use.

Apart from the assumptions considered by developers for each visual descriptor, there is no signature that really outperforms the other signatures. One way to improve the results of a CBIR system is then to combine between a set of visual features [6]. This choice is sometimes interesting, although the mechanism of combining shows some difficulties, such as, the curse of dimensionality [7] and the excessive consumed time.

Techniques considered in CBIR field are not able to satisfy the user information need for the reason that they rely on data rather than information and knowledge. One way to improve retrieval result is to learn from systems such as Google Image engine considered as mature system for the reason that it is in work for many years. So its experience with user's queries makes it an invincible system.

In this paper, we propose then two pseudo relevance feedback algorithms for selecting a dynamic suitable threshold value of CCV: the first one relies on combining features while the second learns from Google Image Engine

The rest of this paper is organized then as follows: in section 2, we talk about previous works that have addressed the CCV signature. In section 3, we look at combining mechanism and CBIR systems relying on available web image engines. The two proposed algorithms that set a dynamic threshold value are given in section 4. We give, in section 5, some experiments and results and we conclude the paper with a conclusion.

## 2. COLOR COHERENCE VECTOR (CCV) SIGNATURE

In order to overcome the lack of spatial information problem in global histogram signature, authors have proposed a method known as Color Coherence Vector (CCV). This signature classifies each pixel in a given color bucket as either coherent or incoherent, based on whether or not it is part of large similarity-colored region. A pixel will be classified as coherent if the connected component it belongs to is larger than a fixed threshold, otherwise, it is considered as incoherent. CCV then stores the number of coherent pixels versus incoherent pixels with each color. By separating coherent pixels from incoherent pixels, CCV's provide finer distinctions than color histograms.

## New Algorithm for Re-ranking based on The Vote Operation in The Context of CBIR

Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham

University of 20 Août 1955-Skikda

Department of Informatics

mos\_nasa@hotmail.fr

---

### Abstract:

We propose here a new algorithm which re-ranks the first returned images answered by an image retrieval system. In contrast with other techniques of improvement proposed in the literature, the re-ranking is done automatically without any user intervention. The algorithm has been experimented using the Wang database and the Google image engine. The obtained results indicate that significant improvement in retrieval performance is achieved by the new scheme.

**Key words:** Image Retrieval, Re-ranking, Precision, Recall.

---

### 1. Introduction :

Since its appearance as a research field, image retrieval area has received a lot of attention. Indeed, many advances have been made in this field ranging from utilizing textual annotation <sup>[1]</sup> to making use of image features such as color [2], texture <sup>[3]</sup>, <sup>[4]</sup> and shape <sup>[5]</sup>. The former strategy suffers from the subjectivity problem when the latter has the semantic gap as an obstacle. In the hope to attenuate this problem of semantic between the low level features and the concepts of high level available in the image, fusion features <sup>[6]</sup> is proposed as a solution which highlights other problems such as: (i) the dimensionality curse and the heterogeneous representation of features if the combination was performed during the indexation stage <sup>[7]</sup>, (ii) how getting the final output if the fusion is done only on the results and so after the research process <sup>[8]</sup>. Even with features combination, the performance remains far from the satisfactory of the user. For this purpose, another solution is proposed known as relevance feedback mechanism <sup>[9]</sup>, <sup>[10]</sup>, <sup>[11]</sup> with which the system exploits information coming from the user which is his/her

relevance judgment of the first returned images. This additional information allows the system to understand more the user need through learning. The results of this learning will be applied later in order to re-rank the other database images. A lot of range of learning algorithms, coming from pattern recognition field, have been employed: SVM <sup>[12]</sup>, the genetic programming <sup>[13]</sup>, fuzzy sets <sup>[14]</sup>...Etc.

Unfortunately, besides the burden posed on the user, there are many obstacles during learning that hinder producing a good predictor or classification model among of them are: (i) the set of images annotated by the user and being utilized during learning process remains not sufficient, (ii) occurrences of images visualized to be annotated as non-relevant by the user do not reflect the real distribution or all the entities of non-relevant images available within the asked database <sup>[15]</sup>.

As an alternative falling between the both cited strategies (fusion and re-ranking based on learning) is the automatic re-ranking without any learning and without any feedback. The only difference between the ranking and re-ranking,

# Combining Colour Signatures

Mawloud Mosbah<sup>1</sup>, Bachir Boucheham<sup>2</sup>

Department of Informatics, University 20 Août 1955 of Skikda, Algeria

<sup>1</sup>mos\_nasa@hotmail.fr; <sup>2</sup>bachir\_boucheham@yahoo.fr

## Abstract

There are a large amount of signatures and distances within the CBIR field. All of them are only approaches that do not produce the results of high quality as desired by the user. In order to improve the quality of results, combining features seems to be a good idea. In this paper, we address the feature's combination issue based on three manners: the re-ranking mechanism is employed generally as a relevance feedback tool, the utility concept relies on the images rank and the third method is based on a mathematic formula that conjoins features. The features put under experimentation here are: histogram with 27 fixed bins, the 3 color moments: mean variance and skewness. This paper then answers three questions: firstly, does the combining features which requires more complexity practically improve the results? If yes, how much it can do that. Secondly, which one of the three approaches is the best. And finally which configuration yields the best improvement. The results obtained after experimentations achieved on the Wang database have shown that combining signatures improves surely the results and thus no matter what the manner is considered, the best approach among all tested approaches is the third one of that employs a single formula specifically when considering the Mean-Intersection setting.

## Keywords

CBIR; Combining Color Features; Re-ranking Mechanism; Utility Concept

## Introduction

The CBIR system aims at selecting, from a repository, a subset of images that satisfy the visual need of the user generally expressed as a query image. Contrary to TBIR which utilizes the annotation, CBIR system employs low level visual features extracted from the images themselves (Rui et al, 1999; Zheng et al, 2010; Smeulders et al, 2000) such as Color, Texture and shape. Each of these descriptors has many signatures. Unfortunately, all the signatures proposed do not return the results as desired by users. One way for improving the quality of the CBIR system is combining signatures. Many works can be found in the literature that falls under the purview of the context of fusion. We can classify them into two classes: the first category is fusion of the textual and visual features such as (Zhihong et al, 2011) in which,

the authors have compared between textual and visual feature from the performance view point, they have concluded that the combination of two information sources can consistently enhance the final accuracy. The second category is fusion visual features such as: (Noureddine Abbadeni, 2009) in which the author has proposed an approach based on multiple representations, multiple queries, and the fusion of results returned by these different representations and queries, (Jian et al, 2010) in which authors attribute weight for each feature based on the relevance feedback, (James et al, 2003) in which, the authors have merged the k first results obtained from four channels; each channel utilizes some CBIR features. There is also third category of fusion of that combining between visual features and audio as in (Manohar et al, 2011). More details in fusion multimodal information can be found in (Guan et al, 2010). We address in this paper the second category. The question to ask here in which step we should combine signatures: during the indexation process or during the matching stage or combining only the results. We experiment here three ways of fusion: the re-ranking considered as fusion in a hierarchical manner, the utility concept consisting of combining only results and proposing not weighted formula that fuses signatures during the matching process. Combining features during the indexation process as used in (Anne et al, 2001) were not performed in our work owing to a multi-dimensional curse which might be generated.

The rest of this paper is arranged as follows: section 2 covers the first fusion manner considered here which is re-ranking. The second manner based on the Utility Concept is discussed in section 3. The section 4 is devoted to the third manner of that combining feature using a single formula. Experiments conducted and tools utilized are presented in section 5 with results discussion. We end this paper by a conclusion which draws some perspectives of this study.

## Re-ranking Mechanism via the Relevance Feedback

Re-ranking consists of re-ordering the first images



# Selection of Relevance Feedback Technique in the Context of CBIR

Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham  
Department of Informatics  
Faculty of Sciences  
University 20 Aout 1955 of Skikda, Algeria

**Abstract:** *in this paper, we address the relevance feedback mechanism in the context of CBIR. Review of literature shows that there exists many techniques for re-ranking using relevance feedback information. We propose then a CBIR prototype that selects the appropriate technique for a given submitted query and relevance feedback information. Experiments conducted on Wang database (COREL1K), using color moments as signature and Euclidean distance as matching formula, show the clear superiority of the results achieved adopting the selection process.*

**Keywords:** *CBIR, Relevance Feedback, Selection, Precision, Recall.*

## 1. Introduction

A CBIR system aims at visualizing a subset of relevant images from an asked images collection using images features. Review of literature shows that there exist many features and descriptors: for color, for instance, there are global color histogram [1], local color histogram [2], correlogram[3] and CCV [4]. Unfortunately, there is no effective feature that outperforms others in terms of performance. In order to encounter this reality, two approaches have been proposed: combining features [5] and features selection [6]. Relevance feedback [7] is a mechanism coming from information retrieval field that helps to reduce angle between system relevance and user relevance. There are many techniques adopted to exploit relevance feedback information.

The purpose of this paper is to answer the question which relevance feedback technique to adopt for a given query and relevance feedback information. We incur then the selection in the context of relevance feedback techniques.

The rest of this paper is organized as follows: section 2 is devoted to techniques of literature adopted to exploit relevance feedback information. Section 3 looks at the algorithm used for selecting the adequate relevance feedback technique. We conclude the paper by some experimental results and showing the high effectiveness achieved.

## 2. Relevance Feedback Techniques

### 2.1. Query Point Movement

*Query Point Movement* approach allows only a single object per feature as a query. When the user uses multiple examples to construct the query, the centroid is used as the single point query [8]. Such techniques needs only that the user marks the relevant images

without marking the non-relevant ones. The centroid is given by the following formula:

$$C = \frac{\sum_{i=1}^n W_i E_i}{\sum_{i=1}^n W_i} \quad (1)$$

### 2.2. Standard Rocchio's Formula

This method is coming from the documentary information retrieval. Unlike to the Query Point Movement, the *Standard Rocchio's Formula* [9] requires that the user selects, from the displayed images, some relevant and non-relevant images. According to this method, the new query is computed as follows:

$$Q_1 = \alpha Q_0 + \beta \left( \frac{1}{n_R} \sum_{D_m \in D_R} \frac{D_m}{|D_m|} \right) - \gamma \left( \frac{1}{n_{N-R}} \sum_{D_m \in D_{N-R}} \frac{D_m}{|D_m|} \right) \quad (2)$$

Where  $Q_0$  is the query issued by the user, subscript R is for "Relevant images" while subscript N-R is for "non-relevant images".  $Q_1$  is the new query.

### 2.3. Bayesian Relevance Feedback

This method [10] utilizes the Bayesian decision to estimate the boundary between relevant and non-relevant images. A new query is then computed whose neighborhood is likely to fall in a region of the feature space containing relevant images. The new query is given by the following formula:



# The Influence of the Color Model on the Performance of a CBIR System Based on Color Moments

Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham

*Department of Informatics, Faculty of Science, University 20 Aout 1955 of Skikda, Skikda 21265, Algeria*

Received: January 12, 2014 / Accepted: February 18, 2014 / Published: March 31, 2014.

**Abstract:** In this paper, we evaluate the influence of color models on the performance of a CBIR system based on color moments signature. The color models considered are: RGB (red, green, blue), HSV (hue, saturation, value) and the mixture RGB-HSV. We specifically investigate also the effect of the moment's degree (0: mean, 1: variance, 2: skewness) and their conjunction on the system relevance. Practically, many scenarios have been checked: three, six, nine, twelve and eighteen values extracted from moments over the three color models. For the evaluation, we use the precision recall curves on the Wang database. We also employ the utility concept in the evaluation of the ranking quality of the returned images. Results show that the combination (RGB-HSV, mean) is the best configuration. In addition, results show also that the mean (three values) is the best signature regardless of the color space and the HSV color model is the best regardless of the number of values to consider.

**Key words:** CBIR, color moments, color model, ranking quality, utility concept.

## 1. Introduction

As any information retrieval system, the signature utilized by a CBIR system, in the case of the image retrieval, during the indexation stage has undoubtedly influence on the quality of the returned results. A large number of these signatures are derived from the color histograms such as: local color histograms and CCV. Despite the fact that these methods are proposed to encounter the limitation related to the histograms which is the lack of spatial information, they require the same pre-processing steps as by the histogram, like color reduction. Moreover, these derivative methods imply another pre-processing stage which is segmentation (weak or strong). Such pre-processing steps make the system more complicated which influences the processing time and consequently the response time. In addition to that, there are many choices to choose from with during

both pre-processing steps. In contrast with the color histogram and its derivative methods, the color moment signature does not require any preprocessing step.

In this paper, we investigate the influence of color models on the performance of a CBIR system based on color moments. The color models utilized are: RGB, HSV and RGB-HSV. We specially check also the effect of the moment's degree (0: mean, 1: variance, 2: skewness) and their combination on the system pertinence. Practically, a large number of scenarios have been investigated: three, six, nine, twelve and eighteen values taken out from moments over the three color models. For evaluation, we make use of precision-recall curves on the Wang database. We also use the utility concept in the evaluation of the ranking quality of the returned images.

The rest of this paper is organized as follows: we, firstly, present the CBIR system architecture, after that, we survey the color moments and their utilization in the literature. Section 4 covers the color model

---

**Corresponding author:** Mawloud Mosbah, lecturer, research fields: machine vision and information retrieval. E-mail: mos\_nasa@hotmail.fr.

# Relevance Feedback within CBIR Systems

Mawloud Mosbah, Bachir Boucheham

**Abstract**—We present here the results for a comparative study of some techniques, available in the literature, related to the relevance feedback mechanism in the case of a short-term learning. Only one method among those considered here is belonging to the data mining field which is the K-nearest neighbors algorithm (KNN) while the rest of the methods is related purely to the information retrieval field and they fall under the purview of the following three major axes: Shifting query, Feature Weighting and the optimization of the parameters of similarity metric. As a contribution, and in addition to the comparative purpose, we propose a new version of the KNN algorithm referred to as an incremental KNN which is distinct from the original version in the sense that besides the influence of the seeds, the rate of the actual target image is influenced also by the images already rated. The results presented here have been obtained after experiments conducted on the Wang database for one iteration and utilizing color moments on the RGB space. This compact descriptor, Color Moments, is adequate for the efficiency purposes needed in the case of interactive systems. The results obtained allow us to claim that the proposed algorithm proves good results; it even outperforms a wide range of techniques available in the literature.

**Keywords**—CBIR, Category Search, Relevance Feedback (RFB), Query Point Movement, Standard Rocchio's Formula, Adaptive Shifting Query, Feature Weighting, Optimization of the Parameters of Similarity Metric, Original KNN, Incremental KNN.

## I. INTRODUCTION

DESPITE the effort put up ton now on the CBIR field, the results achieved still far from those desired by the user. In order to improve the results of a CBIR system, a lot of attempts have been made. These attempts touch broadly the three parts of a system namely: the query representation, the indexation stage and the comparison process. For the both first processes, we can find many signatures even within the same feature. For color feature [1] for example, there are: global Histogram [2], local histogram [3], CCV (Color Coherent Vector) [4] and color moments [5]. For the comparison process, we can find many distances and similarity formulas like: Euclidean distance, squared distance and histograms intersection [2].

The availability of all these signatures and distances makes difficult the selection of the adequate signature and distance for building a CBIR system. Generally, the fusion [6], [7] may achieve better results but even with the fusion, a natural question to rise is how to weight the combined signatures.

The failing in the CBIR domain originates mostly from the non-comprehension of the user need expressed generally in such system as alone image query. Indeed, a bad query can

produce no better results. CBIR systems with multi queries [8] have come for encountering this limitation.

A common way to overcome the both cited problems is to make a CBIR system interactive through integration of relevance feedback mechanism [9]. This scheme aims at improving the results by involvement of the user via his or her judgment of the first returned images. This additional information of judgment, which helps to adapt the CBIR system, consists of selecting subset relevant images from the first set returned by the system. In light of this judgment, the system proceeds to better re-rank the rest of the images collection.

The rest of this paper is organized as follows: in Section II, we provide an overview on some techniques for relevance feedback mechanism; Section II is devoted to taking a closer look on the techniques under experimentation. The experimental results have been shown in Section IV. Discussion and some drawn conclusions have been given in Section V.

It is worth noting that we consider only here the case of short-term-learning where the user feedback is used only within the user's query context [10], [11], in other words, what the system learn over a certain query will not be utilized with the future queries.

## II. RELATED WORKS

Relevance feedback is not new mechanism but it is a scheme applied in the last few years on the CBIR field [12]. Like other techniques, it comes from documentary information retrieval [13], [14]. This mechanism, which is fast applicable to images than to text, consists of providing additional information from the user. This information is simply a judgment of some displayed images. Based on this judgment, the system can better re-rank the results and reducing the semantic gap by eliminating the noise being available during the initial research. Consulting the literature, we can find a lot of approaches for exploiting the feedback. The first approach consists of shifting the query in a way that basing on the new query the images qualified as relevant by the user will be better ranked while the images judged as non-relevant will be ranked on the bottom. Query Point Movement [15], Standard Rocchio's Formula [16] and Adaptive Shifting Query [17] are three alternatives that fall into the purview of this approach. Another approach known as Feature weighting [18] touches the fusion of features. It answers the question how to weight features in order to get better results. How weighting features will be get then based on the relevance feedback provided by the user. The optimization of the parameters of the similarity metrics [19], [20] is another manner to exploit feedback coming from the user by proceeding to re-define the weights

Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham are with the Department of Informatics, 20 Aout 1955 of Skikda, Algeria (e-mail: mos\_nasa@hotmail.fr, bachir\_boucheham@yahoo.fr).



# Selecting the Best Sub-Region Indexing the Images in the Case of Weak Segmentation Based On Local Color Histograms

Mawloud Mosbah, Bachir Boucheham

**Abstract**—Color Histogram is considered as the oldest method used by CBIR systems for indexing images. In turn, the global histograms do not include the spatial information; this is why the other techniques coming later have attempted to encounter this limitation by involving the segmentation task as a preprocessing step. The weak segmentation is employed by the local histograms while other methods as CCV (Color Coherent Vector) are based on strong segmentation. The indexation based on local histograms consists of splitting the image into  $N$  overlapping blocks or sub-regions, and then the histogram of each block is computed. The dissimilarity between two images is reduced, as consequence, to compute the distance between the  $N$  local histograms of the both images resulting then in  $N*N$  values; generally, the lowest value is taken into account to rank images, that means that the lowest value is that which helps to designate which sub-region utilized to index images of the collection being asked. In this paper, we make under light the local histogram indexation method in the hope to compare the results obtained against those given by the global histogram. We address also another noteworthy issue when Relying on local histograms namely which value, among  $N*N$  values, to trust on when comparing images, in other words, which sub-region among the  $N*N$  sub-regions on which we base to index images. Based on the results achieved here, it seems that relying on the local histograms, which needs to pose an extra overhead on the system by involving another preprocessing step naming segmentation, does not necessary mean that it produces better results. In addition to that, we have proposed here some ideas to select the local histogram on which we rely on to encode the image rather than relying on the local histogram having lowest distance with the query histograms.

**Keywords**—CBIR, Color Global Histogram, Color Local Histogram, Weak Segmentation, Euclidean Distance.

## I. INTRODUCTION

OWING to the huge amount of information available, in the early years, information retrieval (IR) field has received a significant attention, from researcher's community, as an active research topic; indeed, a lot of efforts have been put into this direction in attempts to develop a suitable system able to satisfy the user intent expressed by the submitted query. To construct such system, researchers have concentrated their powers on the three components of the information retrieval system: indexation, interrogation and the matching process. In the matter of interrogation, the queries formulated by the user to ask an IR system has, usually, the

same form of the elements composed the collection being asked. Queries in the case of documents retrieval system are composed from words or terms while picture or sketch is the form of queries within image retrieval systems. For the matching process which is responsible in the ranking of the results as visualized to the user, there are two alternatives: computing distances between query and the elements of the repository or calculating the closeness between them. The indexation, usually done on offline, constitutes the important process of an information retrieval; it consists of encoding the elements of the corpus to ask utilizing the same signature, this latter has commonly the characteristic to be more compact and more significant compared to the elements being indexed. We focus on this paper on the indexation stage in the case of content based image retrieval system (CBIR) where there is large number of signatures. Histogram coming from the statistic area constitutes the oldest signature using to index images. The lack of spatial information represents the main limit of this indexation method. This shortcoming has lead researchers to propose new techniques taking into account the spatial information which has given birth to a wide range of methods originated all from the global color histogram method. The local color histogram, addressed in this paper, constitutes the simple way to alleviate the limitation of the traditional color histogram.

We address in this paper, the local color histogram for designating the sub-region or the local histogram considered as the signature encoding the image.

## II. CBIR FEATURES

For the aim of alleviating the problems faced with the annotation, another alternative has appeared which relies on the features taken out from the image its self; this approach is called CBIR (Content Based Image Retrieval). The CBIR approach attempts to assess the similarity between images arranged based on some low level visual features[1] like color [2], texture [3], [4] and shape [5].

### A. Color

Due to the important place of the numerical images, the color is considered as the best feature being used to arrange images; indeed, it is the base feature from which the other features can be designated. The color is usually considered as the first feature utilized to build a content image retrieval system. As evidenced by many recent works, it is assumed as an effective feature [6].

Mawloud Mosbah and Bachir Boucheham are with the Department of Informatics, The Faculty of Science, University 20 Aout 1995 of Skikda, Algeria (e-mail: mos\_nasa@hotmail.fr,bachir\_boucheham@yahoo.fr).