

Table des matières

Remerciements	iii
Dédicace	iv
Résumé	v
Table des matières	vii
Liste des tableaux	xi
Liste des figures	xii
Liste des symboles	xiv
Chapitre 1 - Généralités sur la recherche d'images	1
1.1 Introduction: Qu'est-ce que la recherche d'images?	1
1.2 Domaines d'application de la recherche d'images	3
1.2.1 Les systèmes de sécurité ou d'authentification.....	3
1.2.2 Internet (Images et vidéos).....	4
1.2.3 La prévention de la criminalité	6
1.2.4 La protection de la propriété intellectuelle	7
1.2.5 Le Filtrage du contenu inapproprié pour les enfants	8
1.2.6 Voyage et tourisme	8

1.2.7	Éducation et formation.....	9
1.2.8	Divertissement à domicile.....	9
1.2.9	La mode, l'architecture et la conception d'ingénierie.....	10
1.2.10	Historiques et l'étude de l'art.....	10
1.2.11	Le domaine militaire.....	11
1.2.12	Journalisme et publicité.....	11
1.2.13	Diagnostic médical.....	12
1.3	Fonctionnement d'un moteur de recherche d'images.....	12
1.3.1	Recherche d'images par le texte (Concept-based image retrieval).....	13
1.3.2	Recherche d'images par le contenu (Content-based image retrieval ou CBIR).....	22
1.4	La navigation.....	34
1.5	Conclusion.....	36
Chapitre 2 - Sélection des caractéristiques.....		37
2.1	Introduction.....	37
2.2	Qu'est-ce que la sélection de caractéristiques.....	38
2.2.1	Définition d'une sélection de caractéristiques.....	38
2.2.2	Sélection des caractéristiques dans la recherche d'images.....	40
2.2.3	Avantages et inconvénients de la sélection des caractéristiques.....	46

2.2.4	Comment créer le point de départ de la procédure et la recherche	47
2.2.5	Quelques méthodes de sélection des caractéristiques	49
2.2.6	Critique des méthodes de sélection	51
2.3	Conclusion	51
Chapitre 3 - Notre système de configuration automatique du moteur de recherche		
	d'images	53
3.1	Introduction	53
3.2	Notre solution au problème de classification et d'organisation des images	58
3.3	Étapes de notre outil de configuration	60
3.4	Principes de l'algorithme de sélection	62
3.5	Fonctionnement de l'interface utilisateur	66
3.5.1	Administrateur	68
3.5.2	Initialisation	72
3.5.3	Classification	73
3.5.4	Recherche	74
3.5.5	Autres menus de notre application	76
3.6	Conclusion	76
Chapitre 4 - Résultats expérimentaux		
		77

4.1	Introduction	77
4.2	Préalables.....	77
4.2.1	La base de données d'images.....	77
4.2.2	Caractéristiques extraites des images.....	79
4.2.3	Mesures de similarité utilisées	82
4.2.4	Vérité terrain	82
4.2.5	Mesures d'évaluation	83
4.3	Expériences et évaluations	85
4.3.1	Première expérience : évaluation de la classification	85
4.3.2	Deuxième expérience : Évaluation de la recherche avec vérité terrain automatique	98
4.3.3	Troisième expérience : Évaluation de la recherche avec vérité terrain manuelle	101
4.4	Conclusion.....	103
	CONCLUSION GÉNÉRALE.....	104
	Bibliographie.....	106

Liste des tableaux

Tableau 4.1 Les différentes configurations utilisées pour évaluer notre moteur de recherche (les 0 étant les résultats négatifs et 1, les résultats positifs).....	86
Tableau 4.2 Précision moyenne de recherche pour la configuration automatique	88
Tableau 4.3 Précision moyenne de recherche pour la configuration 1	88
Tableau 4.4 Précision moyenne de recherche pour la configuration 2	89
Tableau 4.5 Précision moyenne de recherche pour la configuration 3	89
Tableau 4.6 Précision moyenne de recherche pour la configuration 4	90
Tableau 4.7 Précision moyenne de recherche pour la configuration 5	90
Tableau 4.8 Précision moyenne de recherche pour la configuration 6	91
Tableau 4.9 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration automatique	93
Tableau 4.10 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration 1	93
Tableau 4.11 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration 2	94
Tableau 4.12 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration 3	94
Tableau 4.13 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration 4	95
Tableau 4.14 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration 5	95
Tableau 4.15 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration 6	96

Liste des figures

Figure 1 Schéma d'un système classique de reconnaissance d'empreintes.....	4
Figure 2 Structure générale d'un moteur de recherche d'images par le texte.....	14
Figure 3 Les résultats correspondant à une requête « voiture ».....	19
Figure 4 Les résultats correspondant à la requête « voiture rouge ».....	20
Figure 5 Résultat du moteur de recherche d'images « Google » en utilisant la requête « Chat ».....	21
Figure 6 Requête « Chat ».....	22
Figure 7 Fonctionnement d'un moteur de recherche d'images par le contenu.....	25
Figure 8 Recherche basée sur la navigation dans un catalogue.....	35
Figure 9 Procédure générale d'un algorithme de sélection de caractéristiques.....	39
Figure 15 Classe chevaux.....	54
Figure 16 Classe rose.....	54
Figure 17 Résultats de recherche de la requête « voiture Ford ».....	55
Figure 18 Résultats de recherche de la requête « Arbre ».....	55
Figure 19 Classe aigles.....	56
Figure 25 La fenêtre principale de notre application.....	67
Figure 26 Les options du menu Administrateur.....	68
Figure 27 La boîte de dialogue du lancement du prétraitement.....	69
Figure 28 Le contenu du fichier (resultat_final).....	70
Figure 29 La boîte de dialogue qui permet la sélection du choix de configuration.....	71
Figure 35 Résultats de la recherche automatique en utilisant «Eagle 24» comme.....	75
Figure 36 Images représentatives des familles d'images de la base de données.....	78
Figure 37 Classification d'un échantillon d'images de la BD.....	79

Figure 38 Les caractéristiques utilisées lors de la classification et la recherche	80
Figure 41 Précision moyenne des résultats de la recherche versus le scope de toutes les familles d'images (Vérité terrain automatique).....	100

Rapport-Gratuit.com

Liste des symboles

SRI	Système de recherche d'informations
BD	Base de données
CBIR	Content-based image retrieval
WWW	World Wide Web
EMD	Earth Mover Distance
SFS	Sequential Forward Selection
SBS	Sequential Backward Selection
RVB	Rouge Vert Bleu
TSV	Teinte Saturation Valeur
LVW	Las Vegas Wrapper
LVF	Las Vegas Filter
mRMR	Minimum-redundancy-maximum-relevance
B&B	Branch and Bound

Chapitre 1 - Généralités sur la recherche d'images

1.1 Introduction: Qu'est-ce que la recherche d'images?

Une image vaut mille mots. Une image permet de décrire la joie des partisans de football, un coucher de soleil, etc. C'est pourquoi les médias, les encyclopédies ou les individus utilisent les images pour représenter des événements, des personnes, des objets et toute autre chose que nous voulons nous remémorer. Pour les utilisateurs, les images ont donc souvent plus de sens que de longues phrases, car cela leur permet de percevoir plus rapidement l'objet de leur recherche.

Suite à la baisse considérable des prix des dispositifs d'acquisition d'images telle que les appareils photo numériques, caméras vidéo, scanners, etc., et aussi suite à l'augmentation de la capacité de stockage dans ces appareils (mémoires de masse), l'utilisateur peut créer des collections contenant des millions d'images qui seront stockées sur son ordinateur.

De plus, suite au développement des systèmes de transmission et de diffusion d'information tel que les réseaux internet, les réseaux spécialisés à haut débit, etc., les images seront partagées et accessibles sur ces systèmes par un grand public. Dès lors se sont posés deux problèmes importants :

- Comment l'utilisateur peut-il retrouver rapidement les images souhaitées parmi une grande masse d'information?
- Comment organiser l'ensemble des images acquises?

Ceci a encouragé l'apparition d'un nouveau domaine de recherche qui est aujourd'hui en plein essor, en l'occurrence la recherche d'images. Les travaux dans ce domaine ont comme objectif de concevoir et développer des outils capables d'aider l'utilisateur à localiser les images recherchées dans un délai raisonnable et avec une grande précision. Ces outils sont un sous-ensemble des systèmes de recherches d'informations (SRI) et ils sont qualifiés de moteurs de recherche d'images ou de systèmes de recherche d'images.

Nous pouvons distinguer deux approches de recherche pour les systèmes de recherche d'images.

Dans la première approche, les moteurs de recherche d'images supposent qu'a priori chaque image de la base de données est annotée de façon manuelle ou semi-automatique par des mots clés. Cette approche est dénommée *Concept-based image retrieval*.

Pour ce qui est de la deuxième approche, les images sont décrites à l'aide de caractéristiques afin d'automatiser le processus d'indexation. En effet les caractéristiques numériques ou dites caractéristiques visuelles des images (texture, couleur, forme, etc.) [26] sont des paramètres calculés de façon automatique à partir des valeurs de chaque pixel

de l'image à l'aide des algorithmes spécialisés en traitement d'images. On parle alors de la recherche d'images par le contenu ou *Content-based image retrieval* (CBIR). [27]

Dans ce chapitre, nous allons aborder la nécessité de développer des systèmes de recherche d'images en précisant leurs domaines d'application. À la section 1.3 nous expliquerons le fonctionnement des moteurs de recherche d'images selon deux modes d'extraction (*Concept-based image retrieval* et *Content-based image retrieval*). Ensuite, à la section 1.4 nous présentons une description de la méthode de recherche basée sur la navigation dans un catalogue.

1.2 Domaines d'application de la recherche d'images

Dans cette section nous présenterons quelques applications du domaine de la recherche d'images.

1.2.1 Les systèmes de sécurité ou d'authentification.

Les organismes chargés de faire appliquer la loi conservent dans leurs archives des données visuelles de personnes soupçonnées de méfait tel que la forme de visage, les empreintes digitales, l'empreinte vocale. Dès qu'une infraction est commise, il est possible de comparer des indices de la scène du crime avec celles des archives. Cette comparaison se fait à l'aide d'outils informatiques développés ces dernières années, et qui sont basés sur des caractéristiques biométriques [28-29]. La figure 1 illustre les principales fonctionnalités d'un système classique de reconnaissance d'empreintes.

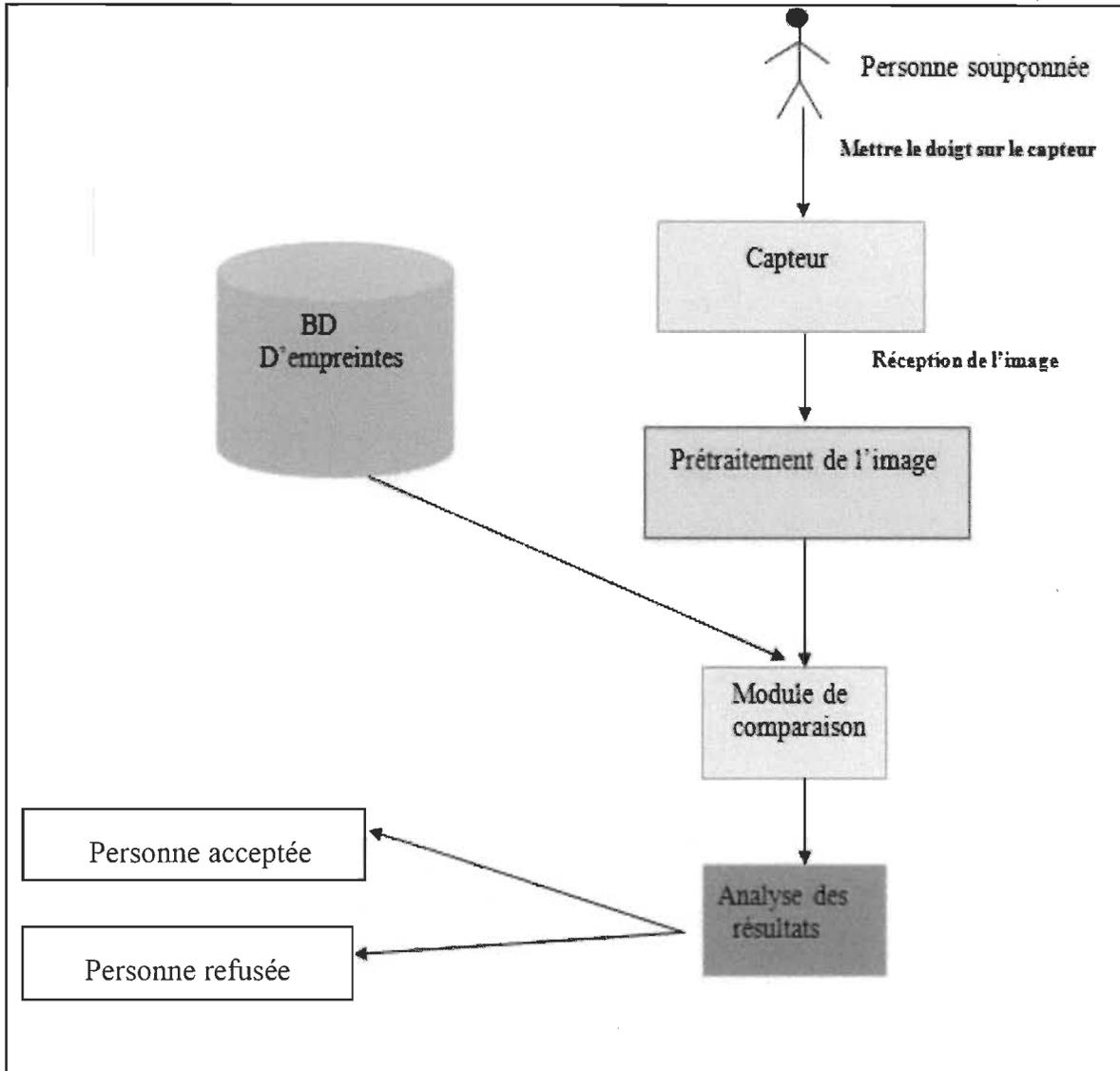


Figure 1 Schéma d'un système classique de reconnaissance d'empreintes.

1.2.2 Internet (Images et vidéos)

Le World Wide Web (WWW) a été inventé en 1989 par le chercheur Tim Berners-Lee [30] au CERN (Organisation pour la recherche nucléaire). Depuis son apparition le nombre de pages web est maintenant évalué à plusieurs milliards. Toutefois, le WWW ne contient

pas seulement des informations textuelles, il inclut également des images ainsi que des informations visuelles comme des vidéos, des films, des bandes dessinées, etc.

Afin de trier ces informations, qui sont très abondantes, et toujours en plein essor, nous avons besoin d'outils de recherche efficaces qui permettent de classifier toutes les données afin que les utilisateurs puissent avoir des résultats concluants aux requêtes proposées. Plusieurs outils de recherche ont été mis au point pour effectuer de telles recherches.

Un premier type de recherche est celle selon le texte [31]. Plusieurs systèmes ont été développés tels que Wikipédia, les dictionnaires en ligne, etc. Cela nous permet d'effectuer une recherche sur un sujet d'intérêt. Par exemple, si nous voulons connaître la provenance, et plus d'information, sur le mot « abeille », nous n'avons qu'à inscrire ce mot dans le moteur de recherche et l'information recueillie sera extraite selon sa pertinence par rapport à notre requête de départ.

Tout comme pour le texte, il existe des outils de recherche permettant la classification des images à partir de bases de données lors d'une requête. Récemment, des outils de recherche d'images tels que Google image, Yahoo image, etc., permettent d'effectuer des recherches pour des bases de données d'images.

Encore, les outils actuels de recherche permettent de préciser une requête en introduisant « un contenu » à la requête. Par exemple, dans l'outil de recherche de Google,

nous pouvons proposer une couleur comme item de départ. Le résultat sera plus spécifique et plus précis. À titre d'exemple, nous pouvons faire une recherche en utilisant « voiture rouge ». Les résultats devraient nous donner de l'information, et des items, en lien avec la requête « voiture rouge ».

Malgré les avancées dans le développement des moteurs de recherche pour le texte, les moteurs de recherche pour les autres médias sur le Web (images, audio et vidéo) sont plutôt rares et ils ne sont pas encore puissants.

Les moteurs de recherches d'images sur le web, tels que Google, Bing et Yahoo, utilisent le texte pour rechercher des images, sans prendre en compte le contenu visuel des images (couleur, forme, texture...etc.). Contrairement à ces moteurs de recherches, il est apparu plusieurs moteurs qui utilisent le contenu visuel pour la recherche d'images tels que, ImageScape [32-33], PicToSeek [34-35], Web-WISE [36] et Atlas WISE [37]. Il existe aussi des moteurs de recherche d'images qui utilisent le texte et le contenu visuel pour faire la recherche d'images tels que ; ImageRover [38] et WebSeek [39-40].

1.2.3 La prévention de la criminalité

La recherche d'images par le contenu a été appliquée dans plusieurs situations en lien avec la lutte contre le crime. Par exemple, la reconnaissance des empreintes digitales, la reconnaissance d'un visage, l'appariement d'ADN, les empreintes de semelle de chaussures

et les systèmes de surveillance. Un exemple de la reconnaissance d'empreintes digitales est illustré à la figure 1. Beaucoup de criminels conçoivent des sites web et les utilisent comme un moyen pour offrir des services, tel la vente d'armes illégales, de drogue et de pédophilie. Ces sites contiennent peu de texte et beaucoup d'informations visuelles. En s'appuyant sur une recherche par le texte, cette façon est souvent inefficace pour localiser les services illicites des criminels, donc il est nécessaire d'utiliser des outils de recherche d'images basés sur le texte et le contenu visuel pour localiser ces sites.

Il y a d'autres types d'activités illégales sur les sites Web, tel que l'appel à la violence, le racisme et le nazisme. Les services de police ont à leur disposition des outils performants pour la recherche d'images sur le Web qui leur permettent de localiser ces sites.

1.2.4 La protection de la propriété intellectuelle

L'enregistrement d'une image de marque de commerce est utilisé et validé lorsqu'une nouvelle marque de commerce est déposée sur le marché. Il faut d'abord qu'elle soit comparée avec les autres marques de commerce existantes pour s'assurer qu'il n'existe aucun risque de confusion entre elles. Cette méthode a longtemps été reconnue comme un domaine d'application de la recherche d'images par le contenu.

La protection des droits d'auteur sur l'image (*image copyright protection*) est également un domaine d'application de la recherche d'images. La détection d'une image *copyright* est une tâche très difficile lorsque des copies non autorisées sont transmises sur le WEB. Les détenteurs d'un *copyright* ont besoin de techniques qui les aident à chercher et à

identifier les copies non autorisées des images, surtout si elles ont été modifiées. L'une des techniques d'image *copyright* est le tatouage numérique (*watermarking*).

1.2.5 *Le Filtrage du contenu inapproprié pour les enfants*

Il existe un grand nombre de sites web qui contiennent des images pornographiques et des vidéos qui sont disponibles gratuitement et téléchargeables. L'accès à de telles images et de vidéos par les enfants constitue une problématique pour la surveillance parentale. Il est donc nécessaire de développer des outils qui filtrent les informations inappropriées (images, vidéos, et sites pornographiques) tels que NetNanny, Cyber Patrol, CyberSitter. Ces outils se sont avérés inefficaces, car ils vérifient le texte, ou l'adresse IP des sites, et ces sites pornographiques contiennent souvent que des images et très peu de texte. Dans des travaux récents des chercheurs ont exploré les techniques de la vision par ordinateur pour identifier de telles images pornographiques.

Chan et al. [41] ont développé un système qui identifie les images d'un homme nu par la peau (*skin tone*) et la morphologie (*lim shape*). Intégrer de tels outils à la recherche d'images Web peut aider considérablement à identifier les sites pornographiques et à les filtrer.

1.2.6 *Voyage et tourisme*

Avant la visite d'un nouveau site touristique, les gens accèdent généralement aux images ainsi qu'aux cartes des villes pour prendre connaissance des réseaux de transport,

des monuments et des attractions touristiques. Des outils de recherche d'images sur le Web sont nécessaires pour aider les voyageurs dans leur prospection des lieux.

Une navigation dans un catalogue peut facilement aider les voyageurs à recueillir les informations sur l'endroit qu'ils désirent visiter. Cela leur permet de planifier leurs activités.

1.2.7 Éducation et formation

Les étudiants ont régulièrement l'obligation d'effectuer des recherches sur des sujets donnés. Ils peuvent avoir besoin d'images pour deux raisons : en tant que source d'information ou pour illustrer leurs propos. Les images et les vidéos peuvent aussi être utilisées par les enseignants dans la préparation de leurs cours. Beaucoup de ces images sont disponibles sur le Web, ce qui permet de les visionner ou de les télécharger. La localisation des images prend parfois beaucoup de temps. Donc, en ayant un moteur de recherche d'image sur le Web et un catalogue pour la navigation, cela peut accélérer cette requête.

1.2.8 Divertissement à domicile

Beaucoup de gens accèdent à un site web dans le but de se divertir. L'information visuelle utilisée pour le divertissement comprend des images de blagues, des caricatures, des bandes dessinées, des films et des extraits de musique. Toutefois, les gens ont souvent de la difficulté à trouver les images ou les médias audiovisuels qu'ils recherchent. Les

outils pour la recherche des images et des vidéos sont indispensables pour aider les utilisateurs à localiser les informations recherchées.

1.2.9 La mode, l'architecture et la conception d'ingénierie

Les graphistes, les designers de mode et les concepteurs industriels réutilisent les images des conceptions précédentes comme source d'inspiration [42]. Pour la même raison, les architectes et les ingénieurs ont besoin de visualiser des plans, des images de machines ou d'autres matériaux connexes lors du développement de nouveaux projets. Avec l'apparition du Web, ces professionnels ne sont plus limités à leurs collections personnelles d'images. Le Web leur permet d'accéder à d'autres images se rapprochant de leur recherche.

1.2.10 Historiques et l'étude de l'art

Les historiens, les archéologues et les sociologues utilisent des données visuelles comme source d'information dans leur recherche. Lorsque l'accès au travail original de l'artiste est limité (par exemple : la distance géographique, la condition physique du travail, les moyens de transport), les chercheurs peuvent utiliser des substituts qui se trouvent sur le Web en forme de photographies ou d'images d'objet pour éviter ce problème. Ce principe est un exemple de récents travaux qui tentent d'appliquer la recherche d'images et de la recherche d'historique proposé par Barnard et al. [43] et Wang et Al. [44].

1.2.11 Le domaine militaire

Les applications militaires basées sur la technologie de l'imagerie sont les plus développées. La reconnaissance des avions ennemi à partir des écrans radars, l'identification des cibles à partir de photos satellites, les systèmes de guidage pour les missiles de croisière sont des exemples connus. De nombreuses techniques de surveillance utilisées dans le domaine de la lutte contre le crime pourraient également être utilisées dans le domaine militaire.

1.2.12 Journalisme et publicité

Les journaux et les agences publicitaires archivent des photos pour illustrer des articles et des publicités. Ces archives sont volumineuses et leur stockage est dispendieux s'ils ont été annotés avec des mots clés. Les sociétés sont confrontées à un problème encore plus grand : avoir beaucoup de temps à archiver les images de vidéos qui sont presque impossibles à être annotées sans avoir d'outils qui rendent cette annotation automatique.

Cette application est sans doute l'une des premières utilisations de la recherche d'images par le contenu qui a une technique d'indexation qui facilite la recherche d'images.

1.2.13 Diagnostic médical

La relation entre la médecine moderne et les techniques de diagnostic tels que la radiologie, l'histopathologie et la tomographie informatisée a entraîné une explosion du nombre d'images médicales qui sont enregistrées par la plupart des hôpitaux.

Bien que l'objectif essentiel pour les systèmes d'imagerie médicale soit d'être capable d'afficher les images relatives à l'état d'un patient et d'établissement d'un diagnostic, il est pertinent d'utiliser des techniques de la recherche d'images par le contenu qui donne les meilleurs résultats et qui sont utilisées dans plusieurs systèmes, par exemple le système I2C pour la recherche 2-D des images radiologiques développé à l'Université de Crète [45], et le système pour la recherche 3-D des images neurologiques qui est en cours de développement à l'université Carnegie-Mellon [46]. Ces deux systèmes ont été développés, à titre d'exemple, dans le but d'aider le personnel médical dans le diagnostic des tumeurs cérébrales et de plusieurs autres diagnostics.

1.3 Fonctionnement d'un moteur de recherche d'images

Dans les sections précédentes, nous avons présenté deux approches utilisées pour la recherche d'images : *Concept-based image retrieval* et *Content-based image retrieval*. Dans cette section nous allons passer en revue les principales fonctionnalités d'un moteur de recherche d'images pour chacune de ces deux approches.

Il existe un certain nombre d'étapes communes entre la recherche d'images par le texte et par le contenu :

- 1) L'extraction des descripteurs de toutes les images de la BD, ainsi l'indexation doit se faire en mode off-line (avant la session de recherche) et avant même que

l'utilisateur formule sa requête. Cependant, les mêmes descripteurs doivent être extraits de la requête.

- 2) La comparaison entre la requête et une image de la BD revient à comparer entre les caractéristiques des deux images.

1.3.1 Recherche d'images par le texte (Concept-based image retrieval)

Cette approche est utilisée généralement par les moteurs de recherche commerciaux comme Google, AltaVista et Lycos.

1.3.1.1 Principe

Le fonctionnement d'un moteur de recherche d'images par le texte ressemble à celui d'un moteur de recherche d'images sur le WEB qui utilise aussi le texte pour rechercher les images.

Il existe plusieurs étapes pour la recherche d'images par le texte: la digestion des données, la création de l'index, la formulation de la requête, la recherche et le raffinement. Ces étapes sont illustrées à la figure 2.

Tout d'abord, les images et les données doivent être analysées (digérées) pour calculer des descripteurs d'images qui seront utilisés pour la recherche et l'indexation des images. Ces tâches doivent être faites en mode off-line (avant la session de recherche) et avant même que l'utilisateur formule sa requête. Une fois cette étape faite, le système est prêt à recevoir les requêtes des utilisateurs et à les traiter en utilisant de bonnes mesures de

similarité. Par la suite, les résultats sont affichés et prêts à être affiner par le biais de la *relevance feedback*.

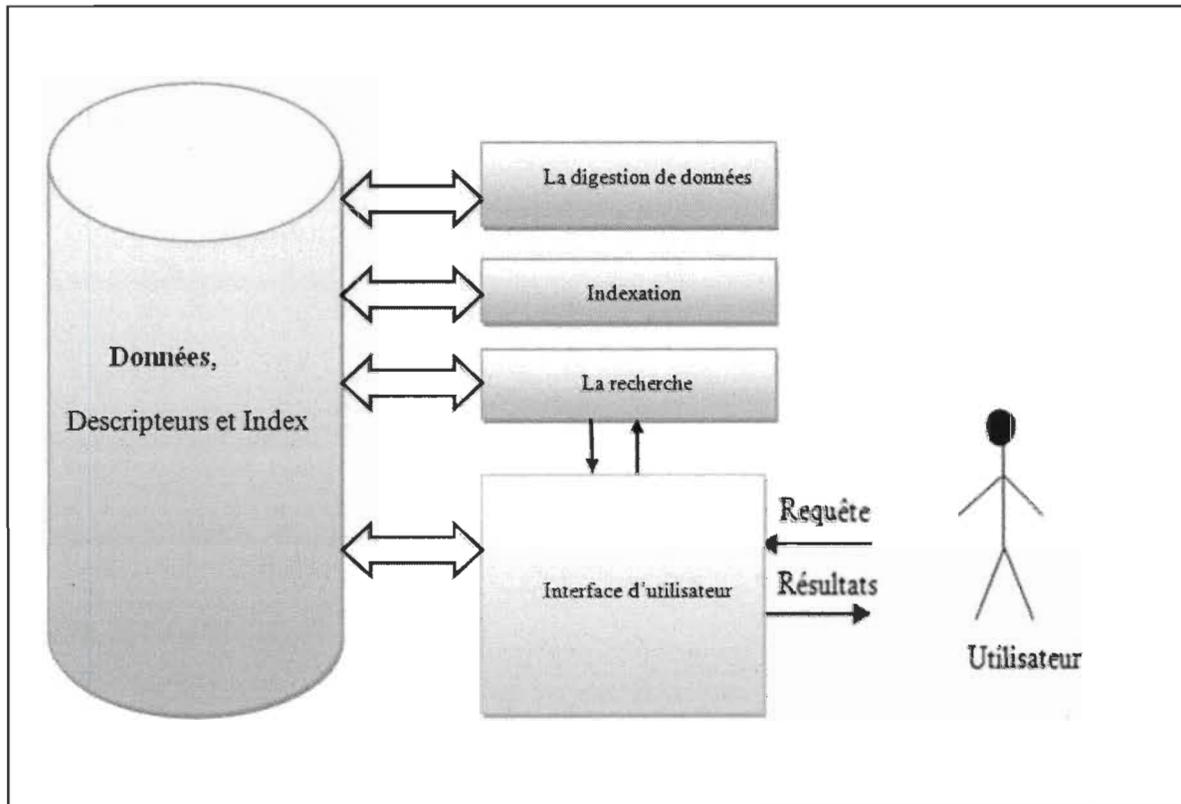


Figure 2 Structure générale d'un moteur de recherche d'images par le texte.

1.3.1.2 Étapes

a. La digestion

Le système digère les données pour extraire les caractéristiques (descripteurs) qui seront utilisées lors de l'indexation et la recherche d'images. En général, les caractéristiques sont des mots-clés qui sont annotés, soit manuellement (par l'utilisateur), soit semi automatiquement (une partie par l'utilisateur et l'autre par le système) ou automatiquement (par le système).

b. Indexation

Dès que le système a extrait les caractéristiques des images, elles doivent être enregistrées sur des périphériques de stockage. Par ailleurs, le grand nombre d'images, la taille des caractéristiques d'images et l'utilisation des périphériques de stockage nécessitent l'utilisation de bonnes techniques d'indexation pour faciliter l'accès et réduire le temps de la recherche.

L'indexation consiste à construire des classes d'images et dans chaque classe le système va mettre les descripteurs qui se ressemblent. En effet, l'utilisation d'un index aide à réduire le temps de recherche d'une façon significative car le système parcourt la totalité de la base de données des caractéristiques lorsqu'il cherche des images et il n'a qu'à chercher les images similaires à partir de l'index. Il existe plusieurs techniques d'indexation qui utilisent différents types d'algorithmes. Par exemple, K-D Tree, K-D-B Tree.

c. Formulation de la requête

Les moteurs de recherche d'images par le texte fournissent à l'utilisateur deux choix pour faire la recherche; soit formuler une requête, soit navigué dans un catalogue.

- La recherche basée sur la requête

Lorsque l'utilisateur effectue une requête dans le moteur de recherche, l'interface doit être facile d'utilisation et elle doit permettre à ce dernier de bien cibler sa requête.

c.1. Requête par les mots-clés

L'utilisateur présente sa requête en utilisant un mot-clé. Par exemple, « je cherche une voiture ». S'il veut chercher plusieurs objets, il peut utiliser plusieurs mots-clés. Ces mots-clés peuvent être combinés avec différents connecteurs logiques (OU, ET et NON). Voici un exemple d'une telle requête : « je cherche une voiture ou un avion ».

c.2. Requête par des phrases

L'utilisateur peut soumettre une phrase qui décrit ce qu'il veut chercher. Par exemple : « je cherche des personnes qui dansent dans un théâtre ».

d. Recherche

Après que l'utilisateur ait formulé sa requête, le moteur de recherche extrait les images les plus similaires en regard de la requête en appliquant des techniques d'appariement (*matching*). En effet, la collection d'images extraites peut contenir plusieurs milliers

d'images aux formes de la requête. La question qui se pose est : comment peut-on classer ces images et les rendre disponible à l'utilisateur?

Dans le cadre d'une recherche sur le web, par exemple, on peut effectuer un tri par pertinence ou un tri par popularité.

Le tri par pertinence: les résultats sont affichés selon un ordre déterminé par le calcul d'un score pour chaque réponse. La pertinence est basée sur : le poids d'un mot dans un document (déterminé par sa place dans le document), la densité (la fréquence d'apparition dans un document par rapport à la taille du document), le poids d'un mot dans la base, la correspondance d'expression (similarité entre l'expression de la question et l'expression correspondante dans un document) et la relation de proximité (la proximité des termes de la question entre eux dans le document). C'est ce qu'on appelle le tri par pertinence [47].

Le tri par popularité: les principes de cette technique sont différents et indépendants du contenu des documents, on distingue deux méthodes relié au tri par popularité [47].

- La méthode basée sur la co-citation

Cette méthode est utilisée par plusieurs moteurs de recherche comme Google et Alta Vista. Le principe de cette méthode est que les moteurs classent les documents grâce à la combinaison de plusieurs descripteurs, dont le principe « Page Rank ». Ce principe utilise le nombre de liens WEB pointant sur les pages. Cette technique défavorise les pages récentes et inconnues.

- La méthode basée sur la mesure d'audience

Cette méthode est basée sur l'analyse du comportement d'un internaute dans l'utilisation du moteur. Le système mesure le temps passé sur une page avant que l'internaute ne revienne aux résultats. S'il ne revient pas en arrière pour revenir à la page requête, alors cela veut dire que le site proposé était pertinent à sa recherche.

e. Raffinement

Quand les résultats sont accessibles à l'utilisateur, il se peut qu'ils soient insatisfaisants. Les moteurs de recherche d'images offrent la possibilité d'améliorer la pertinence des résultats par le biais de la *relevance feedback* [48]. Par exemple, si l'utilisateur veut chercher des voitures de couleur rouge, il ajoute rouge à la requête « voiture ».

La figure 3 nous montre les résultats correspondant à cette requête.

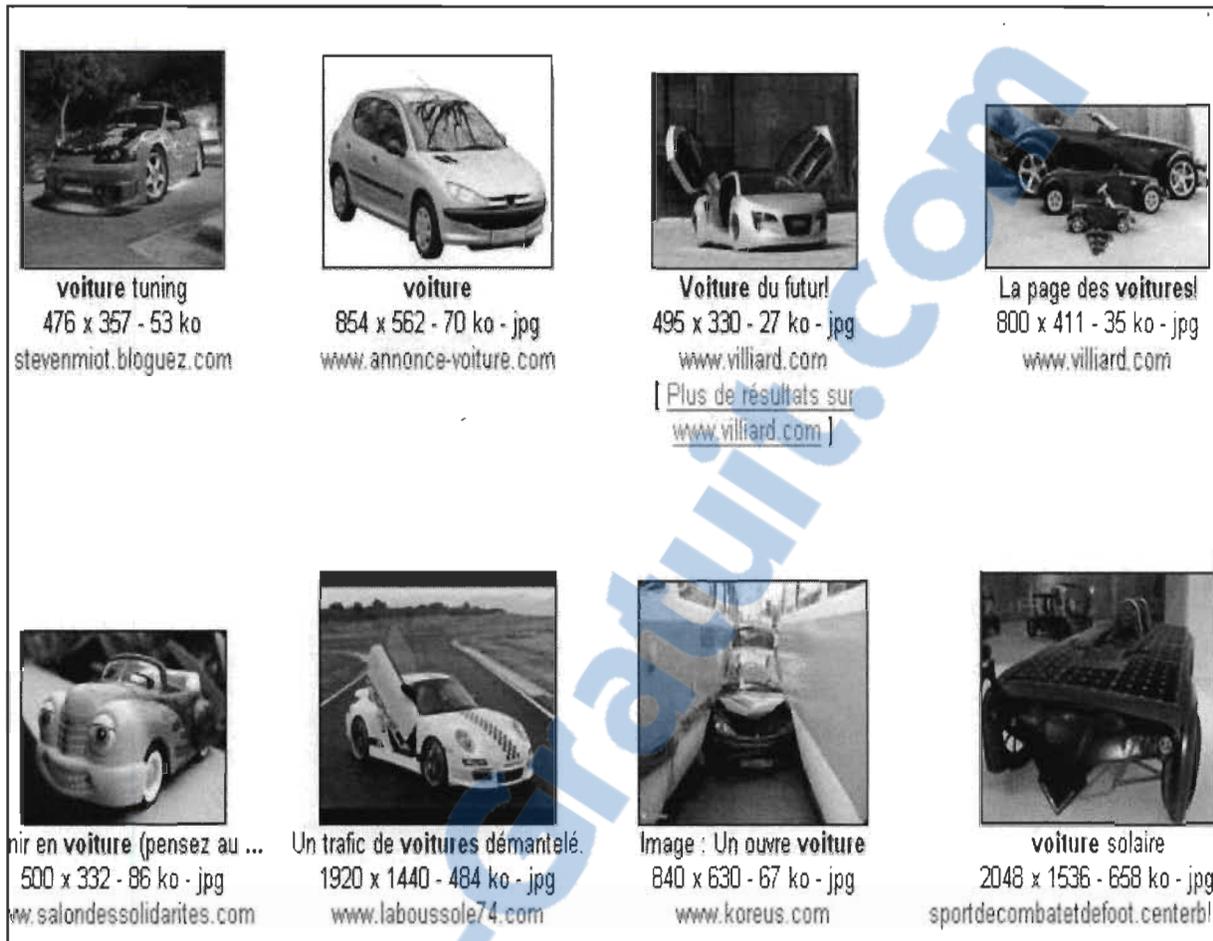


Figure 3 Les résultats correspondant à une requête « voiture »

Nous constatons que les images affichées sont des voitures, mais elles ne correspondent pas toutes aux besoins de l'utilisateur. La *relevance feedback* [48] lui permet de reformuler sa requête pour augmenter la pertinence des images. La figure 4 nous montre les résultats obtenus avec la nouvelle requête : « voiture rouge ».

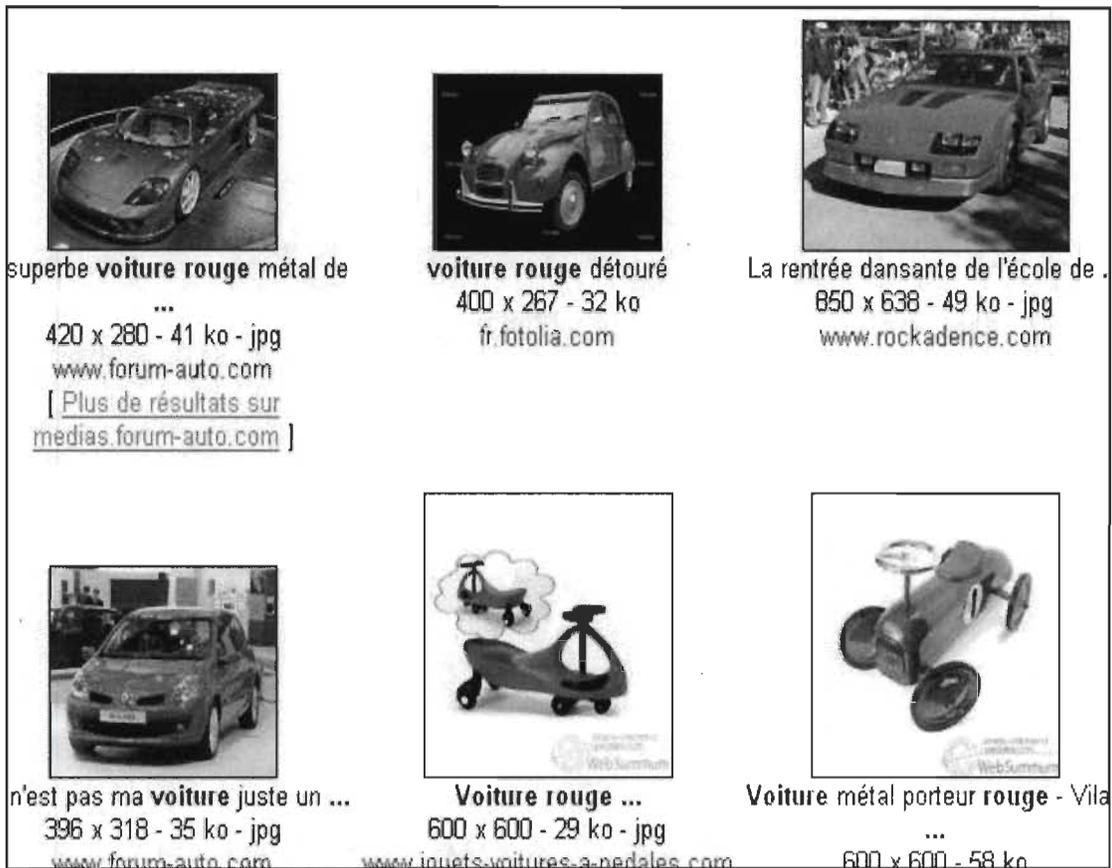


Figure 4 Les résultats correspondant à la requête « voiture rouge »

1.3.1.3 Avantages et inconvénients

La recherche par le texte est utilisée dans différents moteurs de recherche d'images parce qu'elle présente beaucoup d'avantages. Premièrement, c'est une façon naturelle qui permet à l'utilisateur de s'exprimer comme il le fait dans la vie de tous les jours. Deuxièmement, elle permet de réutiliser tout l'arsenal des techniques développées à cet effet. Enfin, elle intègre facilement les concepts sémantiques associés aux images.

Malgré les avantages que nous donne la recherche d'images par le texte, on peut identifier certains défauts ou les inconvénients. Premièrement, nous ne pouvons pas exploiter cette technique lorsque la base de données n'est pas annotée. Deuxièmement, un texte est subjectif et une image peut être annotée avec des mots différents par plusieurs annotateurs. Troisièmement, comment peut-on décrire une image si elle contient une multitude d'objets constitués de différentes formes et couleurs? Quatrièmement, le texte dépend de la langue utilisé. Si nous ne disposons pas d'outil de traduction, il est impossible de faire une recherche si la requête a été écrite dans une langue et que les images de la BD ont été annotées dans un autre langage. Finalement, le texte ne peut pas atteindre un niveau élevé de précision. Si dans le moteur de recherche d'images «Google» nous entrons comme requête « chat », la figure 5 nous montre le résultat obtenu.

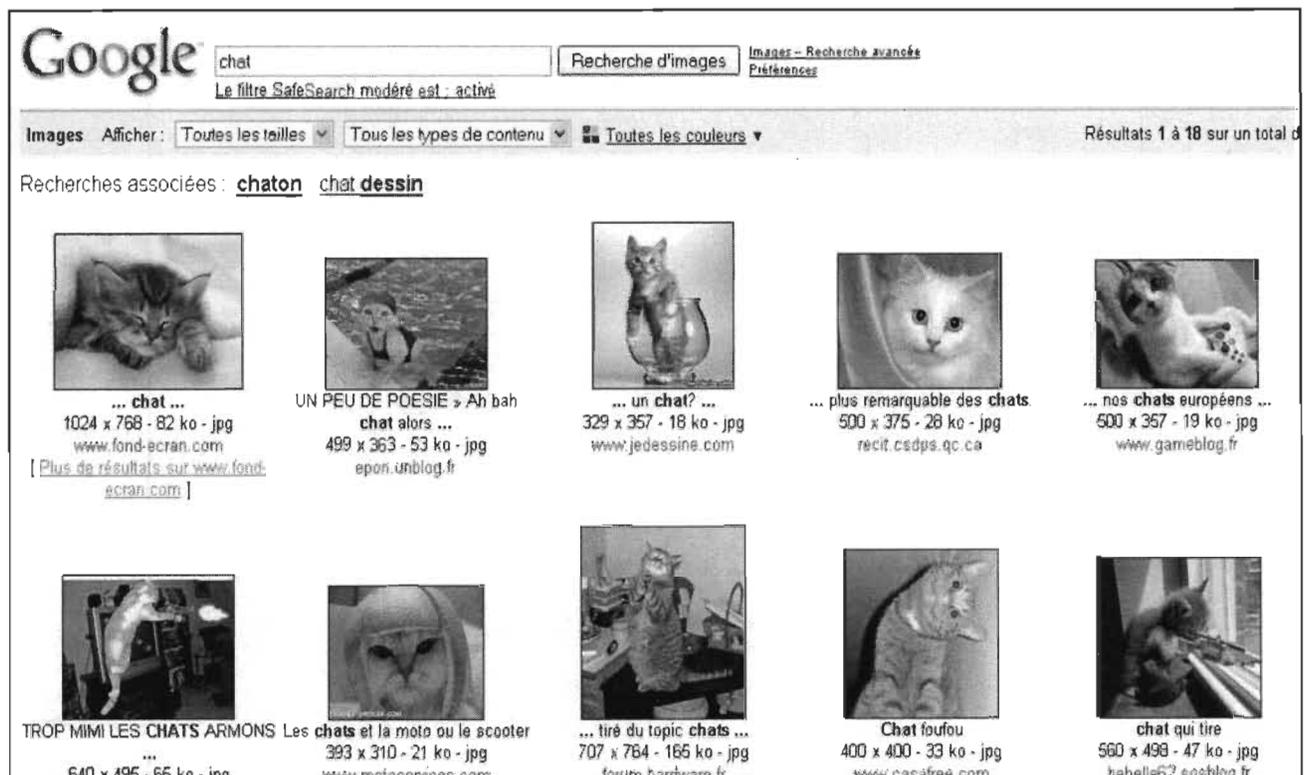


Figure 5 Résultat du moteur de recherche d'images « Google » en utilisant la requête « Chat »

Bien que les images affichées soient ressemblantes, qu'arriverait-il si nous recherchons des images qui ressemblent visuellement (des chats qui ont la même couleur et la même position) figure 6. Il est impossible de décrire tous ces détails en utilisant que du texte.

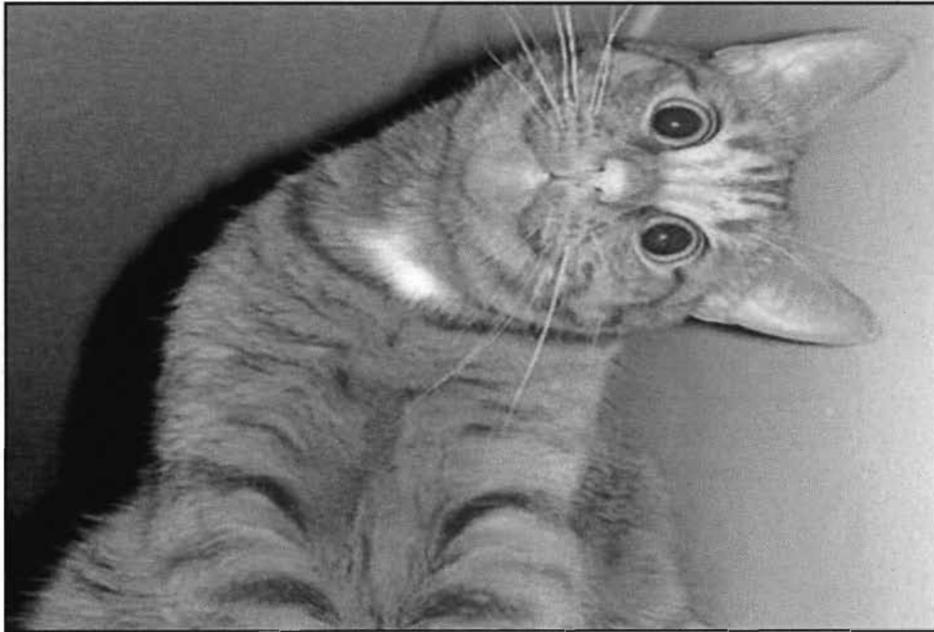


Figure 6 Requête « Chat »

1.3.2 Recherche d'images par le contenu (Content-based image retrieval ou CBIR)

Les défauts de la recherche d'images par le texte que nous avons cités ci-dessus ont conduit des chercheurs à réfléchir à d'autres façons de formuler les requêtes. En l'occurrence la recherche qui est la recherche d'images par le contenu. Cette méthode consiste à effectuer des recherches à l'aide de requêtes basées sur des caractéristiques

visuelles d'une image : texture, couleur, forme, etc. Le cas typique d'utilisation de ce système est lorsque l'on dispose d'une image pour laquelle on souhaiterait obtenir des images visuellement similaires.

1.3.2.1 Principe

Contrairement au moteur de recherche d'images par le texte, la CBIR (Content-based image retrieval) utilise le contenu visuel des images, par exemple, la couleur, la texture, et la forme.

Le scénario le plus courant dans la recherche d'images basée sur le contenu est :

- 1) le moteur de recherche d'images accompagne l'utilisateur pour formuler sa requête.
(les différents types de requêtes vont être détaillés plus loin.);
- 2) après la formulation de la requête, le moteur compare la requête avec les données sur les images de la BD; ceci implique l'extraction de caractéristiques, le calcul de mesures de similarité, l'indexation et le tri selon la ressemblance;
- 3) affichage des images résultantes.
- 4) si le résultat est concluant, le moteur arrête ses recherches sinon il fournit une rétroaction les résultats.
- 5) le moteur exploite cette information et tente de trouver des images plus pertinentes à extraire.

1.3.2.2 Étapes de l'extraction de caractéristiques

a. Extraction des caractéristiques

Les caractéristiques visuelles qui doivent être extraites des images sont généralement regroupées dans quatre grandes familles. Ces familles sont;

- 1) Classement par la couleur, incluant les histogrammes (RGB, HSV, L*a*b, CMY), les moments, etc.
- 2) Classement par la texture, incluant: la matrice de cooccurrence, le filtre de Gabor, l'auto-covariance, etc.
- 3) Classement par la forme, incluant: les moments invariants, les descripteurs de Fourier, les points de contour, etc.
- 4) Classement par les caractéristiques mixtes qui décrivent plus d'un aspect tel le corrélogramme qui décrit à la fois la couleur et la texture.

Il existe d'autres caractéristiques qui décrivent la structure, les points d'intérêt, etc.

b. Recherche

Finalement, le système sélectionne les images ayant le plus de similarité avec la requête.

La phase de recherche contient des opérations nécessaires pour pouvoir organiser les descripteurs de manière à accéder rapidement aux données. Cette organisation consiste à mesurer la similarité entre la requête et chaque image de la BD. Idéalement, plus deux caractéristiques sont proches au sens de la mesure utilisée, plus les images associées sont proches au sens de l'utilisateur.

b.1 Création de l'index

Pour s'affranchir du parcours de la base de données, une solution consiste à stocker et à organiser les index des images de la base de données dans des tables de hachages [49] ou dans des structures arborescentes [50], en associant à chaque index les modèles de la base correspondants. Le principe de ces méthodes est de créer une partition de l'espace des paramètres en classes, regroupant ainsi les modèles dans des régions. Ces structures forment des dictionnaires permettant une recherche accélérée grâce au classement des index. Lors de la phase d'interrogation, cela élimine les parcours inutiles pour arriver directement à une solution satisfaisante [51].

Le fonctionnement d'un moteur de recherche par le contenu est schématisé à la figure 7.

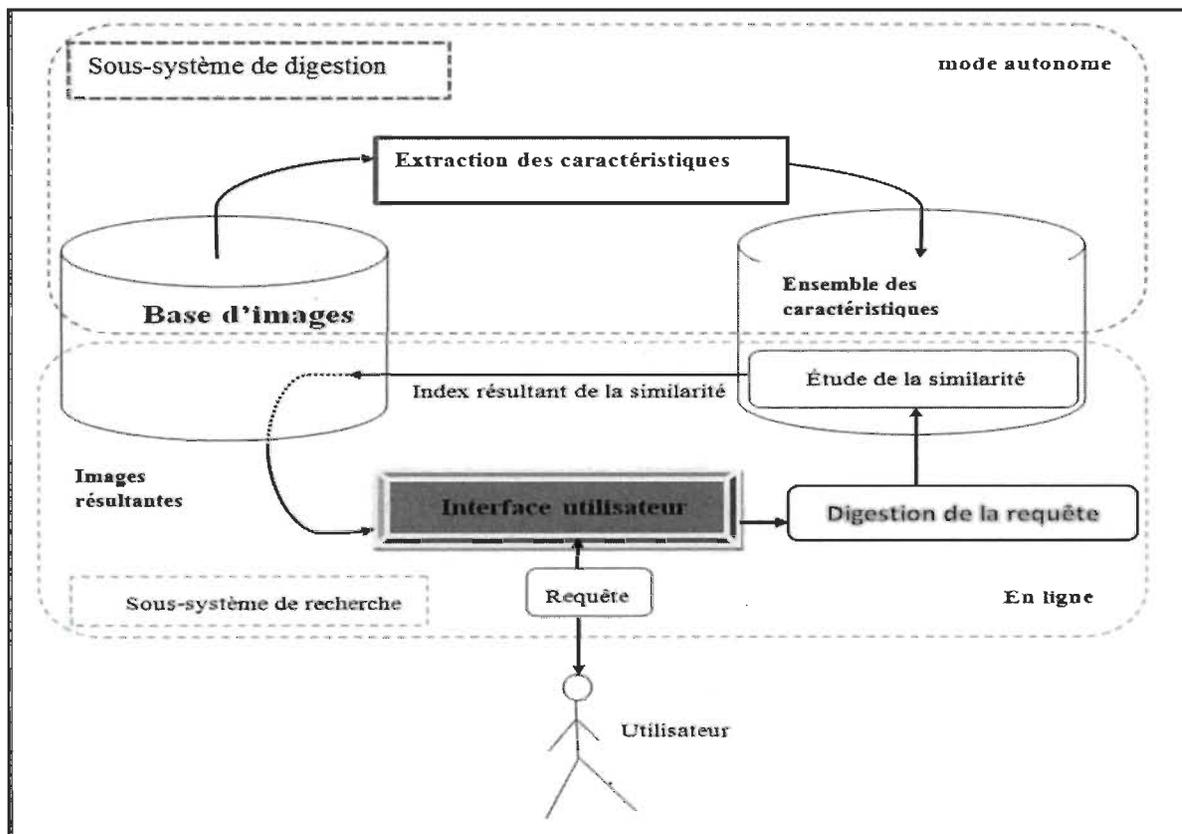


Figure 7 Fonctionnement d'un moteur de recherche d'images par le contenu

b.2 Formulation de la requête par le contenu

La requête peut être formulée de différentes manières :

1-Requête où l'utilisateur fournit la valeur de chaque caractéristique

Dans cette technique, c'est l'utilisateur qui donne la valeur numérique de chaque caractéristique de l'image. Cette technique n'est pas beaucoup utilisée par les moteurs de recherche parce qu'elle a des inconvénients :

Premièrement, l'utilisateur ignore la signification des caractéristiques telles que la matrice de cooccurrence [52] et le filtre de Gabor [53-54].

Deuxièmement, il est très difficile, même pour un spécialiste dans le traitement d'images, de traduire ses besoins en un ensemble de valeurs numériques.

2-Requête basée sur une (des) image(s) exemple(s)

Cette technique est la plus utilisée par les moteurs de recherche parce qu'elle est facile à exploiter par l'utilisateur. Le principe de cette technique est simple : l'utilisateur sélectionne une image type et le moteur recherche des images similaires. Plusieurs principes ont été proposés :

2.1-Requête basée sur une image exemple. Le principe de cette technique est que le moteur de recherche dirige l'utilisateur qui soumet une image type parmi les images de la BD, puis le moteur recherche des images similaires.

2.2-Requête par plusieurs images exemples. L'utilisateur choisit plusieurs images types. La requête peut être une combinaison utilisant des connecteurs logiques (ET, OU, NON). Cette technique est exploitée par certains moteurs de recherche pour effectuer une sélection de caractéristiques.

2.3-Requête par région d'intérêt. L'utilisateur choisit une ou plusieurs régions de l'image. Cependant, il faut savoir que lors de l'extraction des caractéristiques, chaque image est segmentée en région, ensuite chaque région est représentée par un ensemble de descripteurs. Notant que lors de la comparaison entre une région et une autre, différentes mesures de similarité peuvent être décelées dont les distances et les mesures probabilistes.

2.4-Requête par l'exemple, et le contre-exemple. Le contre-exemple permet à l'utilisateur d'exprimer ce qu'il ne veut pas. Ce qui aide à résoudre plusieurs problèmes en recherche d'images dont le bruit (ensemble d'images que l'utilisateur ne veut pas, mais que le moteur de recherche lui a retournées) et l'oubli (ensemble d'images qui auraient dû être retournées à l'utilisateur, mais qui n'a pas été).

Beaucoup de moteurs de recherche permettent à l'utilisateur de combiner l'exemple positif avec l'exemple négatif lors de la formulation de la requête. Certains moteurs permettent à l'utilisateur d'introduire l'exemple négatif dès la première itération tandis que d'autres lui permettent d'introduire l'exemple négatif dans la deuxième itération i.e. pour raffiner les résultats (*Relevance feedback*) [55].

2.5-Requête par « dessin » et requête par « icônes prédéfinies ». Certains moteurs de recherche d'images proposent à l'utilisateur plusieurs outils pour qu'il puisse décider l'image requête comme les outils proposés par « Microsoft office Word ».

b.3 Mesurer la similarité

Dès que l'utilisateur formule sa requête, le moteur va vérifier l'adéquation entre les descripteurs de la requête et ceux des images de la BD en appliquant des mesures de similarité.

Après avoir calculé une ou plusieurs mesures de similarité, le moteur affiche les résultats à l'utilisateur. Si les résultats affichés ne sont pas satisfaisants, le moteur de recherche lui donne la possibilité de raffiner ces résultats par le biais de la *relevance feedback*.

La mesure de similarité quantifie la proximité des images dans l'espace des caractéristiques. Une telle mesure est généralement une métrique. Les images sont considérées semblables si la distance de la métrique est petite. La complexité du calcul d'une distance doit être raisonnable en temps d'exécution parce que dans un système CBIR cette tâche doit s'exécuter en temps réel. D'autres paramètres entrent en jeu tel la dimension de l'espace des caractéristiques, la taille de la base de données, etc. La méthode exhaustive de recherche calcule les distances entre la requête de l'utilisateur et toutes les images de la base puis les classe selon leurs scores. Ceci par conséquent rend le temps de réponse proportionnel au nombre d'images ($O(N)$). Par ailleurs, les méthodes d'indexation du contenu permettent de réduire le temps de recherche comparée à la recherche séquentielle.

Une bonne mesure de similarité doit respecter les propriétés suivantes :

- La perception : une petite distance dans l'espace caractéristique indique que deux images sont semblables.
- Le calcul : le calcul de la distance est rapide.
- La stabilité : le calcul de la distance ne doit pas être affecté par une modification de la taille de la base.
- La robustesse : la mesure doit être robuste face aux changements des conditions d'acquisition des images.

Ci-dessous nous présentons les distances les plus utilisées pour comparer des images vues soit comme vecteurs ou comme des distributions statistiques :

- **Distance Euclidienne (L2)**

La métrique de la distance L2 ou métrique de la distance euclidienne entre deux vecteurs consiste à calculer la racine de la somme des différences au carré, soit,

$$L_2 = \|U - V\| = \sqrt{\sum_{i=1}^d (U_i - V_i)^2} \quad (1.1)$$

où U et V représentent les vecteurs à comparer et d la taille des vecteurs.

- **Distance du χ^2**

La distance du χ^2 est une loi de densité probabiliste qui est définie par,

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \left(\frac{X_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2 \quad (1.2)$$

où « X » est la valeur observée et μ et σ sont les valeurs théoriques.

- **Distance de Canberra [56]**

La distance de Canberra d entre deux vecteurs x et y dans un espace vectoriel réel de dimension n est définie comme suit,

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^n \frac{|x_i - y_i|}{|x_i + y_i|}$$

(1.3)

où $x = (x^1, x^2, x^3)$ et $y = (y^1, y^2, y^3)$ sont des vecteurs.

Ces trois distances ont été utilisées pour évaluer notre outil de configuration de recherche automatique.

- **Distance de Mahalanobis [57]**

Cette distance prend en compte la corrélation entre les distributions des classes. Elle est définie par,

$$D_M = \sqrt{(f_1 - f_2)^T C^{-1} (f_1 - f_2)} \quad (1.4)$$

où « C » est la matrice de covariance. Dans les cas où les variables, les caractéristiques, sont indépendantes, C ne comporte que des variances et la distance de Mahalanobis se simplifie à ;

$$D_M = \frac{\sum (f_1(i) - f_2(i))^2}{c_i}.$$

(1.5)

Si « C » est la matrice identifiée de base donc, D_M est la distance Euclidienne.

- **Intersection d'histogrammes**

Cette distance est l'une des premières distances utilisées dans la recherche d'images par le contenu. Elle a été proposée par Swain et Ballard [58] et elle mesure la partie commune de deux histogrammes. Si nous avons deux histogrammes de départ h_1 et h_2 , on a,

$$D_{Intersec} = \frac{\sum \min(h_1(i), h_2(i))}{\sum_i h_2(i)}.$$

(1.6)

Deux images présentant une intersection normalisée d'histogrammes ayant un résultat se rapprochant de 1 sont considérées comme similaires. Cette mesure n'est pas une métrique parce que non symétrique. Cependant il existe des versions symétriques, dont celle proposée par Smith [59].

- **Earth Mover Distance (EMD)**

EMD consiste à minimiser le coût de transformation d'une distribution en une autre sous certaines contraintes de déplacement de classes de caractéristiques. Elle est exploitée notamment par Rubner et al [60].

$$D_{EMD} = \frac{\sum_{ij} g_{ij} d_{ij}}{\sum_{ij} g_{ij}} \quad (1.7)$$

où d_{ij} représente la dissimilarité entre deux indices (i, j) et g_{ij} est le flot optimal entre deux distributions, dont le coût total est;

$$D_{EMD} = \sum_{ij} g_{ij} d_{ij} \quad (1.8)$$

Le coût est minimisé sous les contraintes suivantes :

$$g_{ij} \geq 0, \forall i, j; \quad (1.9)$$

$$\sum_i g_{ij} \geq f_2(j), \forall j; \quad (1.10)$$

$$\sum_j g_{ij} \geq f_1(i), \forall i; \quad (1.11)$$

$$\sum_i \sum_j g_{ij} = \min(f_1(i), f_2(j)); \quad (1.12)$$

1.3.2.3 *Avantages et inconvénients de la recherche par le contenu*

La recherche par le contenu comporte un certain nombre d'avantages, dont les suivants;

- i) Elle peut être utilisée même si la BD ne comporte aucun texte;
- ii) Elle s'applique aux images très complexes et à celles qui contiennent une multitude d'objets ;
- iii) Elle permet d'atteindre un niveau de raffinement que le texte ne permet pas. Par exemple, chercher des images qui ressemblent visuellement à une image données.
- iv) Le contenu des images est plus précis que par le texte.

Malgré les avantages que nous donne la recherche d'images par le contenu, on peut trouver des inconvénients :

* Le fossé sémantique. En général, les images sont décrites au niveau numérique alors que les utilisateurs sont intéressés par leur contenu sémantique. Il s'avère difficile de trouver une correspondance entre le niveau sémantique et le niveau numérique. Ce phénomène s'appelle : « Le fossé sémantique ».

* Différentes solutions ont été proposées afin de réduire ce problème. Certains auteurs combinent le contenu des images avec du texte puisque ce dernier est propice à une étude sémantique. D'autres auteurs ont recouru au Relevance Feedback afin de mieux comprendre la requête de l'utilisateur.

* Le problème de la page zéro : il arrive de temps en temps que lors d'une première requête, les images proposées par le moteur ne ressemblent pas à ce que l'utilisateur recherche. Ce phénomène s'appelle : le problème de la page Zéro. Certaines solutions sont proposées afin d'alléger ce problème (exemple : recherche par région).

* L'extraction de caractéristiques visuelles: malgré l'évolution de CBIR, le problème d'extraction des caractéristiques n'est pas complètement résolu et beaucoup de travail reste à faire, surtout pour extraire les caractéristiques capables de capter le contenu sémantique des images.

1.4 La navigation

Cette technique consiste à organiser les images de la base de données pour former un catalogue regroupant des images similaires selon leurs caractéristiques et bénéficier d'une structure hiérarchique. Ces catalogues sont créés pour les utilisateurs qui n'ont pas de requête précise et qui veulent naviguer librement. Le catalogue permet à l'utilisateur de naviguer dans la base de données dans laquelle il pourra trouver plusieurs thèmes déjà identifiés. Chaque thème peut être consulté par l'utilisateur en allant soit en profondeur pour parcourir les sous thèmes, soit en largeur pour passer à d'autres thèmes connexes. Chaque ensemble d'images similaires est regroupé au sein de la même classe, cette similarité peut être calculée en termes d'éléments visuels, de concepts sémantiques, ou les deux.

Le gestionnaire du moteur a préalablement regroupé les images de la base de données selon des mesures de similarité pour faciliter l'obtention d'un résultat adéquat en regard de la requête de l'utilisateur et pour enrayer le problème de la page zéro. L'utilisateur va

ensuite sélectionner un thème pour lequel il voudrait un résultat attendu. Suite à sa requête, l'utilisateur voit les résultats qui lui sont suggérés. L'utilisateur ne peut choisir que les images qui lui conviennent et terminer sa recherche. Sinon, il peut augmenter la précision de sa recherche et passer à un sous thème de la requête. Il peut sélectionner une image type qui lui permettra de préciser sa requête.

Par exemple, l'utilisateur peut sélectionner le thème « auto » ; les résultats obtenus sont des automobiles; mais s'il veut préciser les résultats et prendre comme image type la marque «Golf » alors, il peut sélectionner l'image correspondant à sa recherche. La figure 8 illustre une navigation dans une base de données.

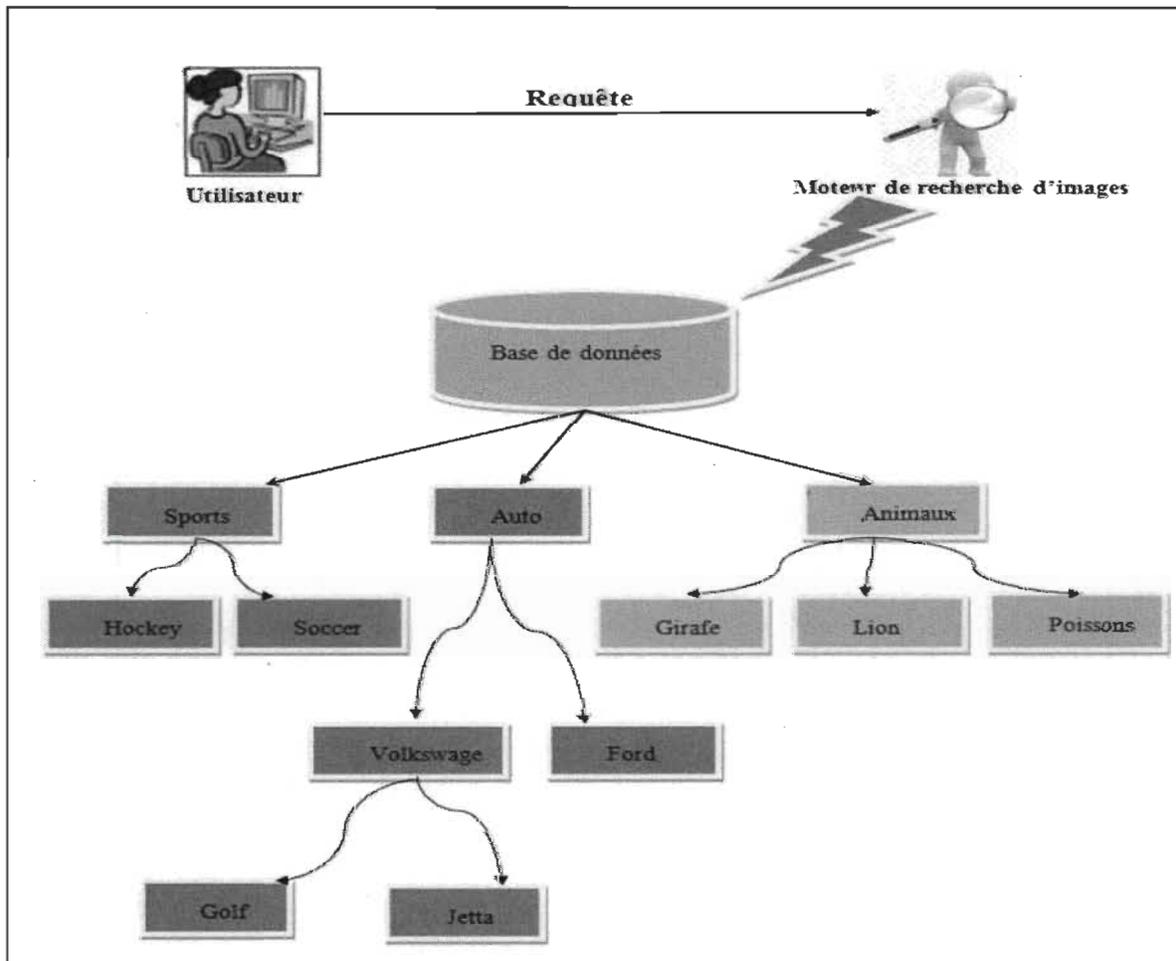


Figure 8 Recherche basée sur la navigation dans un catalogue

1.5 Conclusion

Suite à l'expansion fleurissante de la diffusion d'images et suite au fait que l'augmentation de la capacité de stockage est rendue accessible à tous les utilisateurs, les systèmes de recherches d'images doivent mettre de l'avant des techniques plus poussées pour la recherche et l'indexation d'images. Les systèmes de recherches d'images par le texte comportent beaucoup d'avantages, mais ne sont pas toujours efficaces lorsque vient le temps à l'utilisateur de perfectionner sa recherche en ayant une image type.

Dans ce cas, le fait de perfectionner les systèmes de recherches d'images par le contenu permet à l'utilisateur d'avoir des résultats beaucoup plus précis de la recherche qu'il veut effectuer. Pour des domaines spécifiques, les bases de données formées par les images sont vitales pour le travail de plusieurs gens de métier. Par exemple, pour les criminalistes, dans le domaine de la santé, dans le domaine des arts, ... Tous ces gens ont besoin de se référer à des images pour pouvoir poser un diagnostic, faire l'analyse ou pour voir l'évolution d'une maladie.

Chapitre 2 - Sélection des caractéristiques

2.1 Introduction

Lorsque l'utilisateur fait une requête dans un moteur de recherche, plusieurs éléments entrent en compte selon les exigences de l'utilisateur. Chacun pourrait faire une requête avec la même image type sans pour autant chercher les mêmes caractéristiques dans le résultat final. Pour faire de la classification d'images, plusieurs caractéristiques sont prises en compte afin d'indexer toutes les images des bases de données. Le choix des caractéristiques est au centre de l'indexation et de la recherche d'images. Parmi les caractéristiques principales, nous retrouvons la couleur, la forme et la texture. Ces caractéristiques sont des éléments visuels que chaque utilisateur pourra vouloir retrouver dans les résultats d'une requête. La sélection des caractéristiques est le point de départ lors de la construction d'une base de données.

Dans ce chapitre, nous allons préciser ce qu'est la sélection des caractéristiques. Ensuite, nous allons définir des caractéristiques courantes que nous pouvons trouver lors de la recherche d'image en général. De plus, nous allons présenter quelques méthodes de sélection des caractéristiques. Finalement, nous présenterons une critique de quelques méthodes de sélection des caractéristiques et nous allons proposer de nouvelles approches afin de perfectionner les moteurs de recherche afin d'obtenir de meilleurs résultats.

2.2 Qu'est-ce que la sélection de caractéristiques

2.2.1 Définition d'une sélection de caractéristiques

L'étape de l'identification des caractéristiques est un processus nous permettant d'identifier des caractéristiques pertinentes, et ce, à partir d'un ensemble de départ. Selon le système de recherche et les critères utilisés par celui-ci, la notion de pertinence d'un sous-ensemble des caractéristiques est différente pour chacune des requêtes. Nous pouvons exposer le problème de sélection des caractéristiques comme suit :

$$Ev(F') = \frac{\max_{Z \subseteq F} Ev(Z)}{Z \subseteq F} \quad (2.1)$$

Soit Ev = le meilleur sous-ensemble des caractéristiques possible.

F = l'ensemble des caractéristiques.

Max Ev = le nombre total des caractéristiques utilisées.

Z = méthode de génération de sous-ensembles.

À la figure 9, on trouve la schématisation d'une méthode de sélection de caractéristiques développée par Dash et Liu [61].

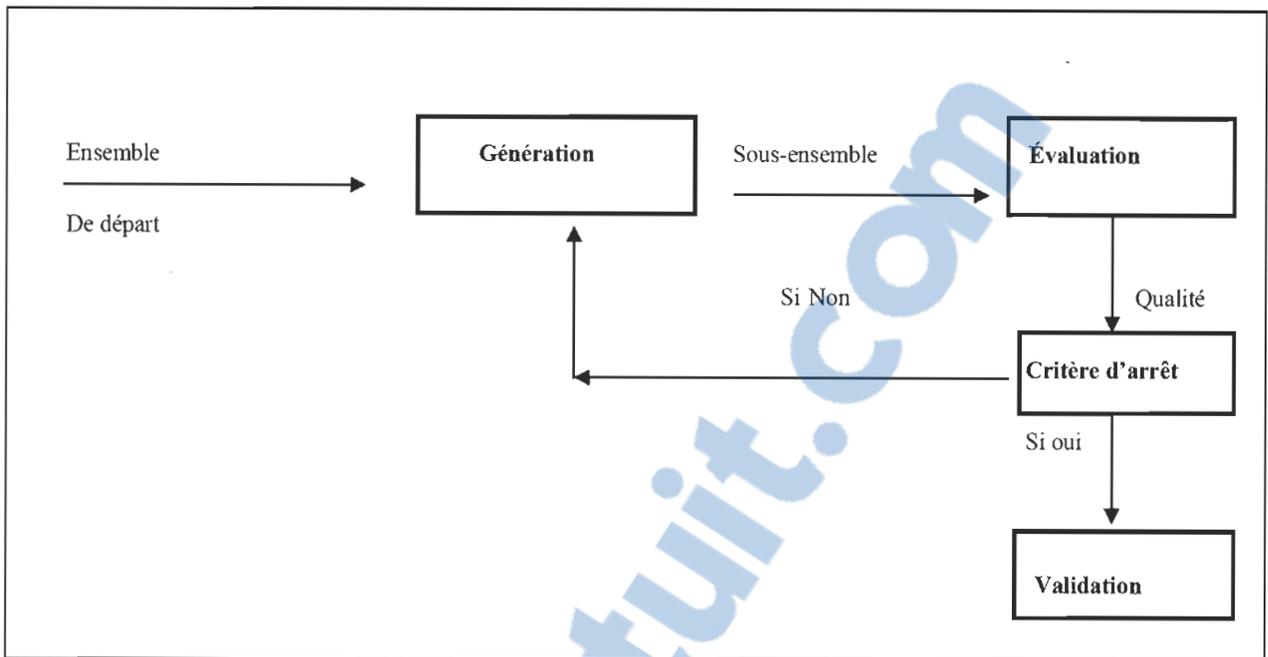


Figure 9 Procédure générale d'un algorithme de sélection de caractéristiques

John et Al. [62] ont proposé une définition des niveaux de pertinence d'une caractéristique et qui s'avère à ce jour la plus connue :

- Une caractéristique est très pertinente si son absence enlève toute la signification de la performance de la classification utilisée;

- Une caractéristique est peu pertinente si elle n'est pas classée comme la meilleure ou la pire caractéristique lors de la classification;

- Une caractéristique est non pertinente si lorsqu'elle est supprimée de l'ensemble des caractéristiques de départ, elle n'apporte aucune pertinence à l'ensemble donc, elle ne donne aucun résultat concluant selon la requête demandée.

Il y a quatre étapes [63] à suivre pour obtenir de bonnes caractéristiques lors de leur sélection;

- 1) Identification du point de départ pour construire l'ensemble des caractéristiques.
- 2) Mise en place d'une procédure de génération de sous-ensembles de caractéristiques;
- 3) Identification ou mise au point d'une méthode d'évaluation des sous-ensembles;
- 4) Choix d'un critère d'arrêt de la construction de l'ensemble des caractéristiques.

Pour construire créer des sous-ensembles de caractéristiques d'un moteur, nous allons présenter les principales caractéristiques qui sont généralement prises en compte lors de la recherche d'images.

2.2.2 Sélection des caractéristiques dans la recherche d'images

Les caractéristiques d'images pour la recherche par le contenu ont un rôle très important lors de la recherche d'images. Nous pouvons définir les caractéristiques telles que la couleur, la texture et la forme comme des caractéristiques de bas niveau. En général, les caractéristiques sont les signatures visuelles des images et dans la prochaine section, nous analyserons leur pertinence.

2.2.2.1 Caractéristiques de bas niveau

Les caractéristiques dites de bas niveau sont des caractéristiques visuelles le plus facilement observables. Lorsque nous avons une image, plusieurs éléments peuvent être le point de départ de notre recherche de caractéristiques. Lors du processus de recherche d'images, les caractéristiques de bas niveau sont celles qui correspondent le plus à la

perception de l'utilisateur en regard à l'image type de sa requête. À la prochaine section, les principales caractéristiques de bas niveau sont présentées.

2.2.2.2 La couleur

La couleur est un des descripteurs le plus utilisé lors de l'indexation et la recherche d'images. Du point de vue de la vision, la couleur est significative lors d'une recherche. La signification de la couleur est très importante, car sans elle, plusieurs tâches quotidiennes de la vie seraient très difficiles à effectuer.

2.2.2.3 La moyenne RGB

Pour la couleur, la moyenne RGB (Red Green Blue ou RVB, Rouge, Vert et Bleu) est le descripteur le plus utilisé à ce jour. Les couleurs rouges, vert et bleu sont les couleurs primaires qui, une fois additionnées peuvent donner le blanc; soustraites donnent le noir et l'addition de deux de ces couleurs primaires, nous pouvons obtenir les couleurs complémentaires. Un des problèmes rencontrés avec la moyenne RVB est que ce système de codification ne peut pas décrire toutes les couleurs perçues par l'œil humain. On peut détecter toutes les teintes mais pas toutes les couleurs saturées, dites pures. La figure 10 illustre les cubes des teintes et des couleurs avec une moyenne RGB.

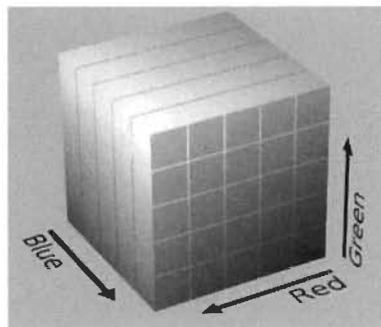


Figure 10 La moyenne RGB.

Le modèle TSV (Teinte, Saturation et Valeur) est un modèle intuitif qui est le dérivé du modèle RVB. La luminosité évolue selon un modèle RVB entre le noir et la luminosité maximum des couleurs primaires. Ce système positionne deux échelles de luminosités sur deux axes perpendiculaires : du noir vers la luminosité et de la couleur vers le blanc (la saturation). Ce modèle a pris une grande place avec l'arrivée de l'informatique. Il nous permet d'obtenir de meilleurs résultats lors de la recherche d'images, car nous pouvons capter plus de détails lors du calcul de similarité entre la requête et les images de la base de données. La figure 11 montre le modèle TSV et les variations de couleurs que nous avons comme comparatif lors de la recherche d'images.

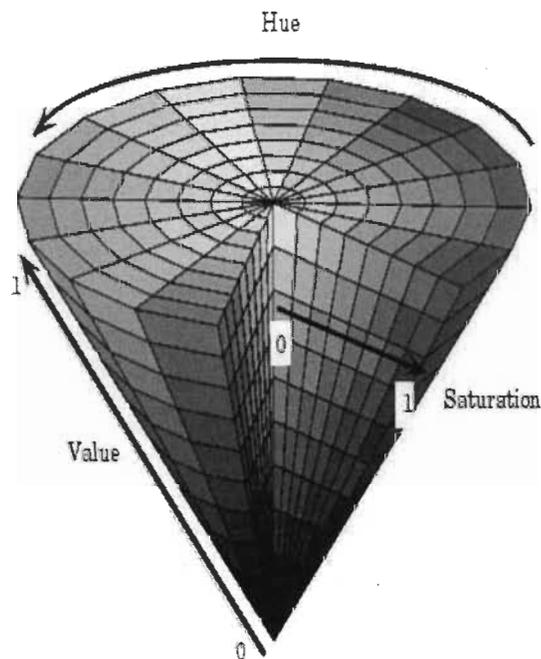


Figure 11 Le modèle TSV.

2.2.2.4 L'histogramme de couleur

L'histogramme de la couleur représente la distribution de pixels en fonction des couleurs dans une image. Le nombre de pixels est calculé selon des bandes de l'espace des couleurs préalablement découpées. La figure 12 illustre l'exemple d'une image et de ses histogrammes pour chaque bande de couleur.

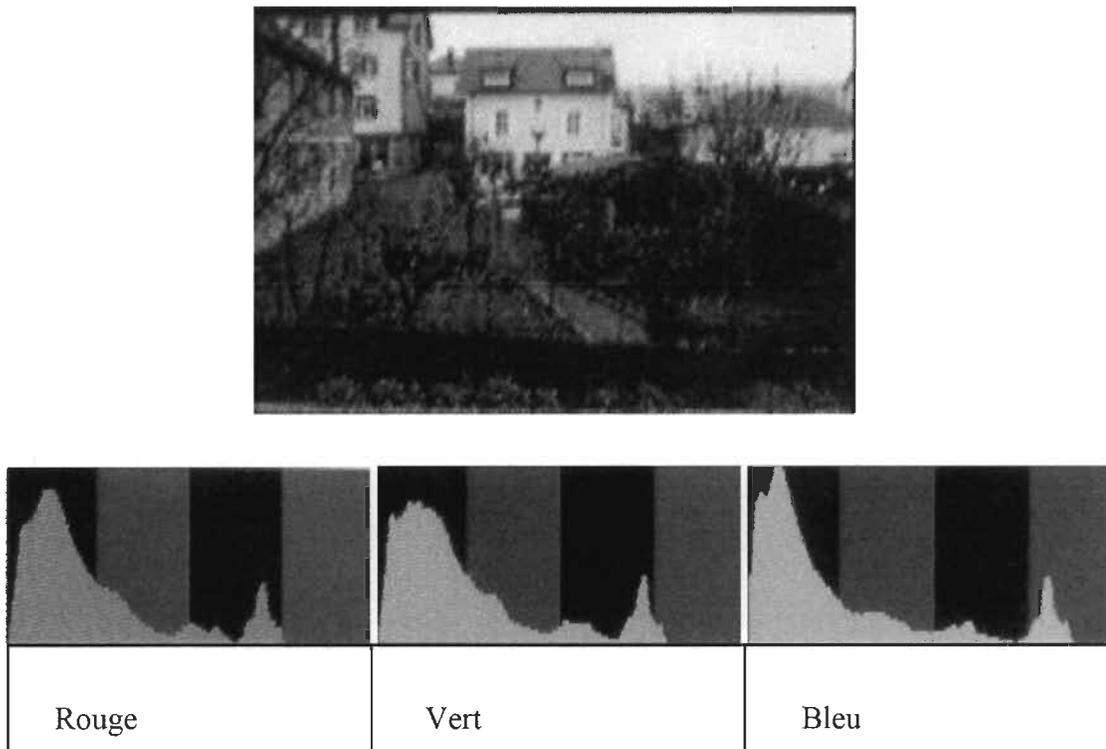


Figure 12 Les différents histogrammes d'une image RVB.

En 1991, Swain et Ballard [64] ont été parmi les premiers à utiliser cet histogramme en recherche d'images. Plusieurs avantages sont observés lors de l'utilisation d'un tel histogramme; tels que la simplicité et la rapidité de l'extraction des données de

l'histogramme, la bonne représentation du contenu de l'image et de l'invariabilité sous les opérations telles que la translation, la rotation, le changement des dimensions d'image et le changement du point de vue de l'image. Un des points négatifs est que l'histogramme est sensible aux changements de luminosité et à l'absence d'information sur le point de vue de l'espace.

2.2.2.5 Texture

La texture a pris une place importante dans le domaine de la recherche d'images et de l'indexation par le contenu. La texture est une caractéristique qui se retrouve partout dans la nature. Depuis plus d'une vingtaine d'années, les chercheurs utilisent la texture comme descripteur. En 1973, Haralick [65] propose une approche pour calculer la similarité entre les matrices de cooccurrences des niveaux de gris. Les qualificatifs mis de l'avant dans cette approche sont : la grossièreté, l'homogénéité, la régularité ou l'irrégularité, le contraste, etc. La figure 13 montre quelques textures que nous pouvons observer dans la vie de tous les jours.

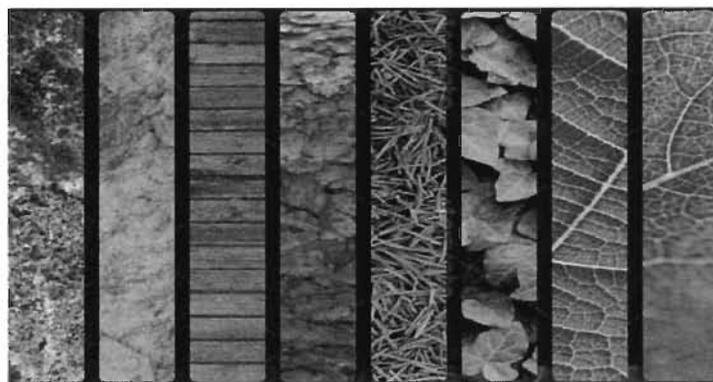


Figure 13 Différentes textures dans la nature.

La moyenne et la variance des coefficients de transformation dans une région de texture caractérisent la méthode du filtre de Gabor. Cette méthode est développée pour être capable d'utiliser les caractéristiques de la texture comme composantes lors de la recherche d'images.

2.2.2.6 La forme

La forme est un élément visuel de base lors de la recherche et l'indexation d'images. Nous pouvons dire que la forme est l'élément représentatif à l'intérieur d'une image. La structure d'un tel élément prend une image est une caractéristique qui est souvent recherchée pour trouver des images similaires à l'image de départ. Par contre, la forme ne peut donner de résultats satisfaisants si elle est la seule caractéristique utilisée, car dans plusieurs cas, nous pouvons avoir plusieurs images qui possèdent, à la base, la même forme, mais qui n'offre aucune similarité. La figure 14 nous illustre un exemple d'une recherche par la forme et s'il est seulement question de la forme; la recherche n'est pas satisfaisante.



Figure 14 Exemple de recherche par la forme

2.2.3 Avantages et inconvénients de la sélection des caractéristiques

Les caractéristiques sont la base lors de la classification et la recherche d'images et leur utilisation permet de comparer l'image requête et les images de la base de données pour trouver des images qui sont similaires à la requête. Pour indexer une base de données adéquatement (ce processus est réalisé en mode off-line) le gestionnaire de la BD doit avoir un point de départ pour pouvoir initier la classification (recherche) des images. Les images de la BD doivent être indexées avant toute requête à partir d'une image type.

Pour certaines catégories d'images, la couleur pourrait s'avérer la meilleure caractéristique à utiliser. Par exemple, si nous cherchons des images contenant un arc-en-ciel, la couleur serait le descripteur le plus important.

Pour ce qui est de la texture, dans le cas de plusieurs recherches, celle-ci pourrait être le meilleur descripteur à utiliser. Par exemple, si nous lançons comme requête une image de gazon, ce qui ressort le plus de cette image est la texture visuelle du gazon. Il est donc important que les résultats obtenus pour une recherche sur la base de la texture retiennent des images ayant une texture similaire.

La forme, dans d'autres cas, serait la caractéristique à prioriser. Si, par exemple, l'utilisateur cherche des images semblables à un ballon, la forme est à prioriser.

Il devient de plus en plus difficile de classer les images lorsque celles-ci ont plusieurs caractéristiques principales et discriminantes ou confondues. Lorsque nous prenons une image complexe qui contient beaucoup d'éléments visuels, la tâche est difficile pour

effectuer une classification appropriée. Le temps d'exécution est très insatisfaisant car c'est trop long. Dans ce cas, il est nécessaire de préciser la requête.

Pour faire une bonne classification, plusieurs méthodes ont été développées pour faire une bonne sélection des caractéristiques lors de la recherche d'images. Nous précisons le principe d'initialisation (point de départ) de la recherche. Ensuite, quelques méthodes de sélection seront présentées et une critique de celles-ci sera faite.

2.2.4 Comment créer le point de départ de la procédure et la recherche

Avant tout, nous devons définir le point de départ d'une recherche. Nous pouvons commencer une recherche soit par un ensemble vide des caractéristiques et progressivement en ajouter. D'un autre côté, nous pouvons commencer la recherche avec l'ensemble de toutes les caractéristiques et supprimer progressivement les caractéristiques les moins pertinentes. D'un autre côté, nous pouvons commencer la recherche avec un sous-ensemble de caractéristiques que nous avons créé.

Lorsque le point de départ est défini, nous devons sélectionner une des procédures qui nous permettra de commencer notre recherche. Il y a trois grandes catégories pour les stratégies de recherche : la génération exhaustive, la génération heuristique et celle aléatoire.

2.2.4.1 La génération exhaustive

Cette stratégie est appliquée sur les caractéristiques retenues et exhaustives afin de trouver le meilleur sous-ensemble de caractéristiques à conserver. Cette stratégie garanti l'obtention d'un sous-ensemble susceptible de donner de meilleurs résultats lors d'une recherche précise. Un problème de cette technique est que le nombre de combinaisons

possibles de caractéristiques ne cesse d'augmenter, donc, cette technique devient impraticable [66].

2.2.4.2 La génération heuristique

Cette approche permet de sélectionner ou de supprimer une ou plusieurs caractéristiques. Cette méthode a comme avantages, sa simplicité et sa rapidité d'exécution.

Voici les trois opérations les plus courantes de cette approche :

- 1- « Forward » : Permet l'initialisation avec un ensemble vide de caractéristiques et d'ajouter progressivement des caractéristiques.
- 2- « Backward » : À partir d'un ensemble de toutes les caractéristiques, on supprime des caractéristiques jusqu'à l'obtention du meilleur sous-ensemble.
- 3- « Stepwise ». Mélange des deux approches ci-dessus qui consiste à ajouter ou supprimer des caractéristiques du sous-ensemble courant.

2.2.4.3 La génération aléatoire

La procédure de recherche aléatoire d'un ensemble de caractéristiques consiste à construire aléatoirement un nombre de sous-ensembles des caractéristiques pour finalement conserver les meilleures caractéristiques de chaque sous-ensemble.

Dans la prochaine section, nous présentons une revue de méthodes de sélection des caractéristiques en donnant les points principaux de chacun de celles-ci. Nous expliquerons chacune de celles-ci tout en fournissant une stratégie de recherche propre à chaque méthode.

2.2.5 Quelques méthodes de sélection des caractéristiques

2.2.5.1 Méthode Relief

Kira et Rendell [67] ont proposé la méthode du « Relief ». Cette méthode de filtrage est une des plus connues pour la sélection de caractéristiques. Cette méthode est basée sur la pertinence des caractéristiques. Cette technique est efficace et elle est apte pour faire une estimation de la pertinence des caractéristiques ce qui permet de former les meilleurs sous-ensembles. Ce principe calcule la pertinence des caractéristiques en calculant la différence entre plusieurs caractéristiques de la même collection. Cette méthode est avantageuse grâce à sa simplicité, sa facilité et surtout grâce à sa précision. Cette méthode utilise la stratégie de recherche aléatoire comme base pour la recherche.

2.2.5.2 Méthode LVW et LVF

Liu et Setiono [68] ont proposé en 1996 la méthode LVW (Las Vegas Wrapper). Cette méthode consiste à créer aléatoirement un sous-ensemble de caractéristiques. Comme le nom le dit, cette méthode utilise le type « Wrapper » et la stratégie de recherche aléatoire. L'ensemble de base de départ des caractéristiques est censé être le meilleur sous-ensemble de caractéristiques. Lors de l'évaluation, si nous obtenons de meilleurs résultats que le sous-ensemble de départ, ce nouvel ensemble deviendra le sous-ensemble courant et ce, jusqu'à l'obtention du meilleur résultat possible.

Liu et Setiono [69] ont proposé deux ans plus tard la méthode LVF (Las Vegas Filter). Cette méthode calcule le taux d'incohérence ou d'inconsistance d'une caractéristique d'un sous-ensemble.

2.2.5.3 Méthode mRMR

Peng et al. [70] ont proposé la méthode « mRMR » (Minimum-redundancy-maximum-relevance). Cette méthode utilise soit l'information, soit la distance, etc., pour sélectionner les fonctions requise pour créer les sous-ensembles. Cette méthode nous permet d'obtenir de bons résultats entre la classification des caractéristiques sélectionnées et la variable de classification. Cette méthode utilise la stratégie heuristique.

2.2.5.4 Branch and bound

La méthode « Branch and Bound » (souvent appelée BB ou B & B) a été proposée par Land et Doig en 1960 [71]. C'est une méthode pour trouver de meilleures solutions aux divers problèmes d'optimisation. Cette méthode prend un regroupement de plusieurs caractéristiques où les sous-ensembles des caractéristiques non pertinentes sont ou seront supprimés et en utilisant les meilleurs et les plus mauvaises comme limite pour obtenir de bons résultats. La méthode « B&B » peut aussi être une base pour diverses méthodes heuristiques. Cette méthode est utilisée, car elle peut réduire considérablement les calculs nécessaires pour avoir de bons résultats. En 1977, Narendra et Fukunaga [72] ont utilisé cette technique afin de résoudre des problèmes de sélection de caractéristiques. Cette méthode soustrait les plus mauvaises caractéristiques de chaque sous-ensemble qui ne sont pas satisfaisantes selon nos critères de sélections.

2.2.6 Critique des méthodes de sélection

Après avoir énuméré quelques fonctionnements de la sélection de caractéristiques, des stratégies de recherches et de quelques méthodes de recherches ; plusieurs conclusions générales vont être définies. Les méthodes présentées dans ce chapitre nous donnent une approche intéressante pour résoudre le problème de sélection de caractéristiques. Par contre, pour chacune de ces méthodes, il y a des points positifs et négatifs lorsque nous faisons la comparaison entre elles. Tout d'abord, pour ce qui est de la méthode « Relief » cette méthode est simple, facile à utiliser et très précise. Par contre, son approche aléatoire ne garantit pas la cohérence des résultats car elle ne donne pas les mêmes résultats sur un même ensemble si nous répétons cette méthode. Pour ce qui est des méthodes « LVW et LVF », celles-ci ne permettent pas de garantir une méthode idéale et le temps de calcul de ces méthodes est trop élevé, et ce, comme toutes les méthodes de recherche exhaustive. D'un autre côté, la méthode « B&B » est complexe et le temps d'évaluation sont aussi des problèmes importants. Dans le chapitre portant sur l'expérimentation de ce mémoire, nous allons démontrer que l'utilisation des caractéristiques et les mesures de similarité nous donnent des résultats prometteurs pour l'obtention de résultats optimaux.

2.3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des méthodes de sélection des caractéristiques dans le contexte de la recherche d'images. La description des caractéristiques principales lors de la recherche d'images a été énoncée. Nous avons vu qu'il existe trois grandes stratégies qui sont utilisées: l'heuristique, l'exhaustive et l'aléatoire. Ces approches sont à

la base même de la sélection de caractéristiques. Nous avons aussi vu, les méthodes les plus utilisées lors du choix de la recherche des caractéristiques. Dans un second temps, nous avons fait la critique des points positifs et négatifs de chacune des méthodes. Le problème majeur ressortant de l'ensemble des méthodes est le temps considérable que ces méthodes prennent pour obtenir des résultats pertinents. Nous allons voir dans le prochain chapitre que l'utilisation des caractéristiques et l'ajout d'autres ingrédients tel que les mesures de similarité nous permettent d'obtenir des résultats optimaux, et ce, dans un temps raisonnable.

Chapitre 3 - Notre système de configuration automatique du moteur de recherche d'images.

3.1 Introduction

Motivation

Une multitude d'expériences ont été conduites avec les moteurs de recherche d'images et qui ont été développés dans les deux dernières décennies [1 à 20] nous ont permis de constater que ces outils ont réussi à réaliser certains progrès, mais que la précision des résultats qu'ils fournissent reste très discutable. En particulier, nous avons constaté que le même outil peut donner de bons résultats avec une requête donnée alors qu'il donne des résultats médiocres avec une autre. L'outil peut réussir à bien organiser une base de données, mais il échoue complètement avec une autre.

Notre analyse de cette problématique a conduit aux réflexions suivantes :

- 1) Un descripteur (caractéristique) qui fonctionne bien pour un ensemble d'images peut ne pas donner de bons résultats pour d'autres ensembles. Par exemple, si le descripteur est la couleur alors, les images de la classe chevaux (figure 15) se ressemblent, alors que les images de la classe rose (figure 16) ne se ressemblent pas. Par conséquent, ce descripteur est efficace pour localiser les images de chevaux alors qu'il doit être utilisé avec précaution dans le cas des roses.



Figure 10 Classe chevaux



Figure 11 Classe rose

Nous avons fait une recherche avec notre moteur de recherche d'images qui est présenté au chapitre 4, en utilisant comme requête une des marques de voiture Ford et par la suite avec un arbre; en utilisant dans les deux cas le descripteur de couleur (moyenne RGB). Les figures 17 et 18 montrent les résultats obtenus lors de la recherche.

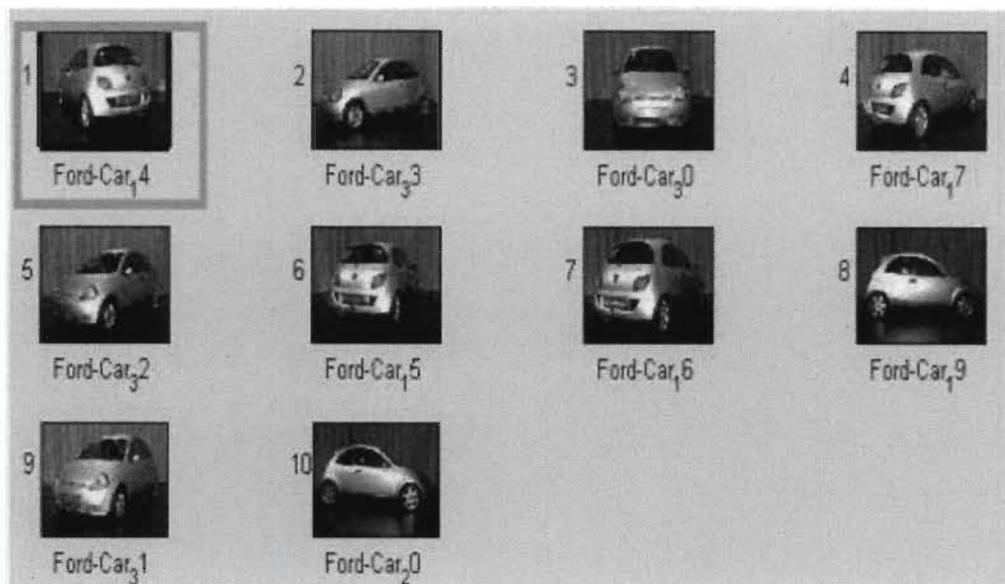


Figure 12 Résultats de recherche de la requête « voiture Ford »

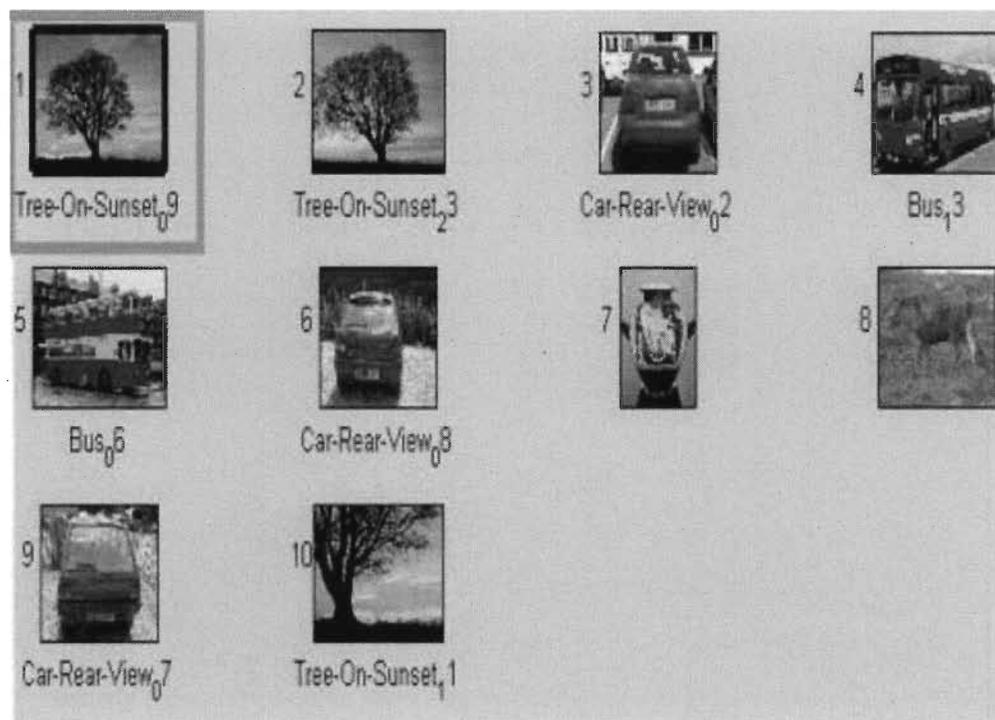


Figure 13 Résultats de recherche de la requête « Arbre »

Nous constatons que le descripteur de couleur (moyenne RGB) donne de bons résultats avec la requête voiture Ford et des résultats médiocres avec la requête arbre.

- 2) Une mesure de similarité qui donne de bons résultats pour certaines requêtes ou ensemble d'images peut ne pas donner des résultats satisfaisants pour une autre requête ou un autre ensemble d'images.
- 3) Pour certains groupes d'images, ce sont les descripteurs locaux (un élément précis dans l'image) qui donnent les meilleurs résultats. C'est le cas des images contenant un seul objet sur un fond, par exemple : les aigles (figure 19). D'autres images par contre sont plus complexes : plusieurs objets, dont certains, en cachent d'autres. Par exemple: les taxis (figure 20). Ce genre d'images se prête plus à une recherche par les descripteurs globaux (l'ensemble des items compris dans l'image).



Figure 14 Classe aigles



Figure 20 Classe Taxis

- 4) Dans certaines situations, l'utilisateur s'intéresse à tout le contenu de l'image soumise à la requête, et par conséquent, l'utilisation de descripteurs globaux peut être nécessaire. Dans d'autres situations l'utilisateur ne s'intéresse qu'à une partie de l'image. Par exemple, des pièces de monnaie (figure 21), quel que soit la couleur du fond. Dans ce cas, l'utilisation de descripteurs locaux est indispensable afin d'éliminer les parties qui n'intéressent pas l'utilisateur.



Figure 21 Classe Pièces de monnaie

- 5) Certaines classes, comme la classe des chevaux (figure 15), contiennent des images qui se ressemblent visuellement, et donc l'utilisation des descripteurs visuels est plus appropriée. D'autres classes cependant contiennent des images qui décrivent le même concept sémantique, mais qui ne se ressemblent pas visuellement. Par exemple, la classe fête (figure 22). Ces images nécessitent l'utilisation de descripteurs de haut niveau comme le texte, les concepts sémantiques, etc.



Figure 22 Classe fête

- 6) Dépendamment des différents facteurs tels que le contenu de BD, les descripteurs considérés et l'application visée, la précision que donnent les différentes méthodes d'indexation peut varier énormément.

3.2 Notre solution au problème de classification et d'organisation des images.

À la lumière des constatations présentées ci-dessus, nous avons choisi d'explorer la piste de la configuration automatique comme solution. Nous avons développé un moteur de recherche et d'organisation pour les documents visuels qui sont capables de s'auto-configurer, et ce, en choisissant les caractéristiques optimales de chaque catégories d'images, c'est-à-dire ceux qui donnent les meilleurs résultats lors de la classification. Concrètement, l'outil que nous avons développé fonctionne en deux étapes. Une situation est décrite par le type et le contenu de la requête, la constitution de la base de données, les préférences de l'utilisateur, etc. Notre moteur va essayer de s'auto configurer lors de la deuxième étape, et ce en répondant aux questions suivantes :

- 1- Quelle est la mesure de similarité qui convient à cette situation?
- 2- Quelle est la combinaison de caractéristiques qui conviennent à cette situation?
- 3- Faut-il adopter le contenu visuel ou la sémantique?
- 4- Doit-on chercher à partir des attributs globaux ou des attributs locaux?
- 5- Doit-on considérer l'historique des requêtes ou non?

La figure 23 illustre les étapes expliquées ci-dessus.

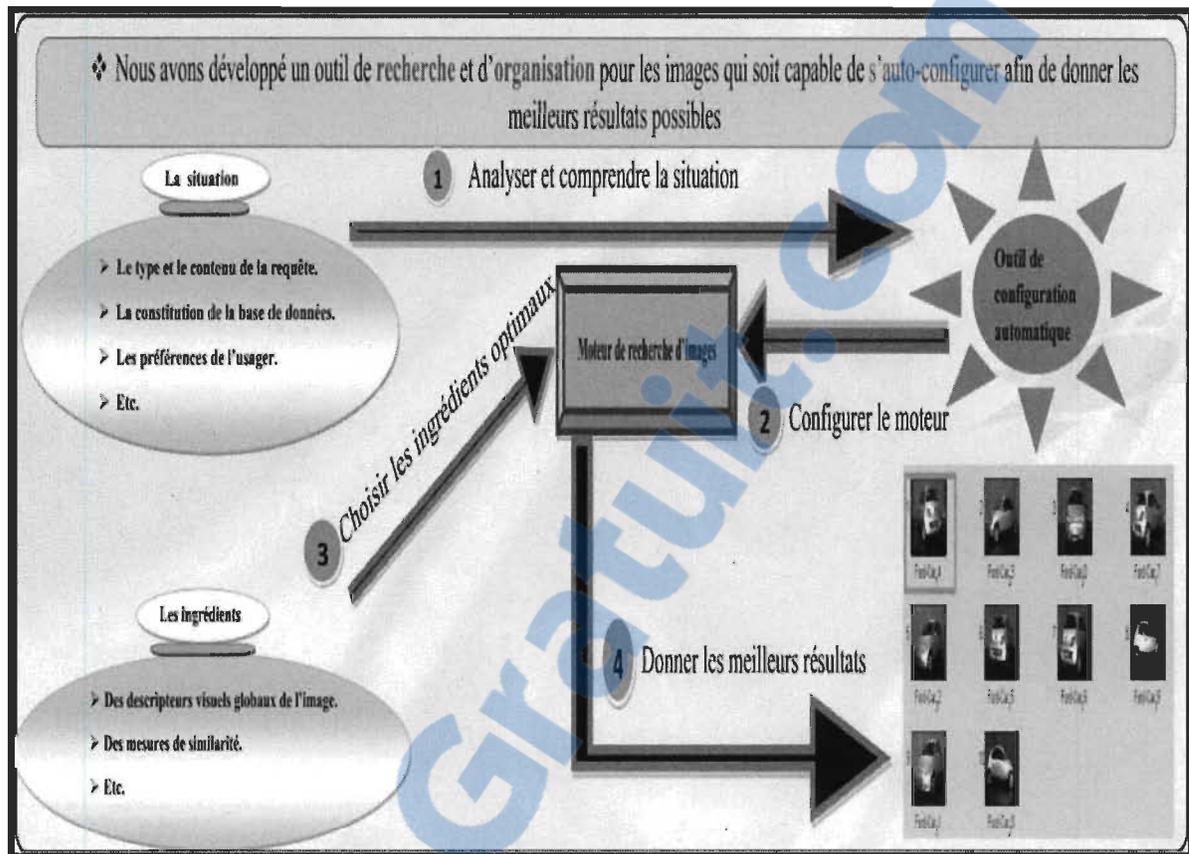


Figure 23 Fonctionnement de l'outil de configuration automatique

Cependant, se lancer dans la sélection de tous ces aspects est un travail colossal qui dépasse le cadre de notre maîtrise. Par conséquent, nous avons décidé d'explorer dans un premier temps la sélection des caractéristiques et des mesures de similarité. Ceci étant dit, notre travail est tout à fait extensible, et d'autres membres de notre équipe de recherche travaillent déjà sur la sélection d'autres méthodes telles que la recherche globale versus la recherche locale.

3.3 Étapes de notre outil de configuration

La figure 24 illustre les étapes de fonctionnement du système développé. Dans ce qui suit, nous détaillerons chacune des étapes.

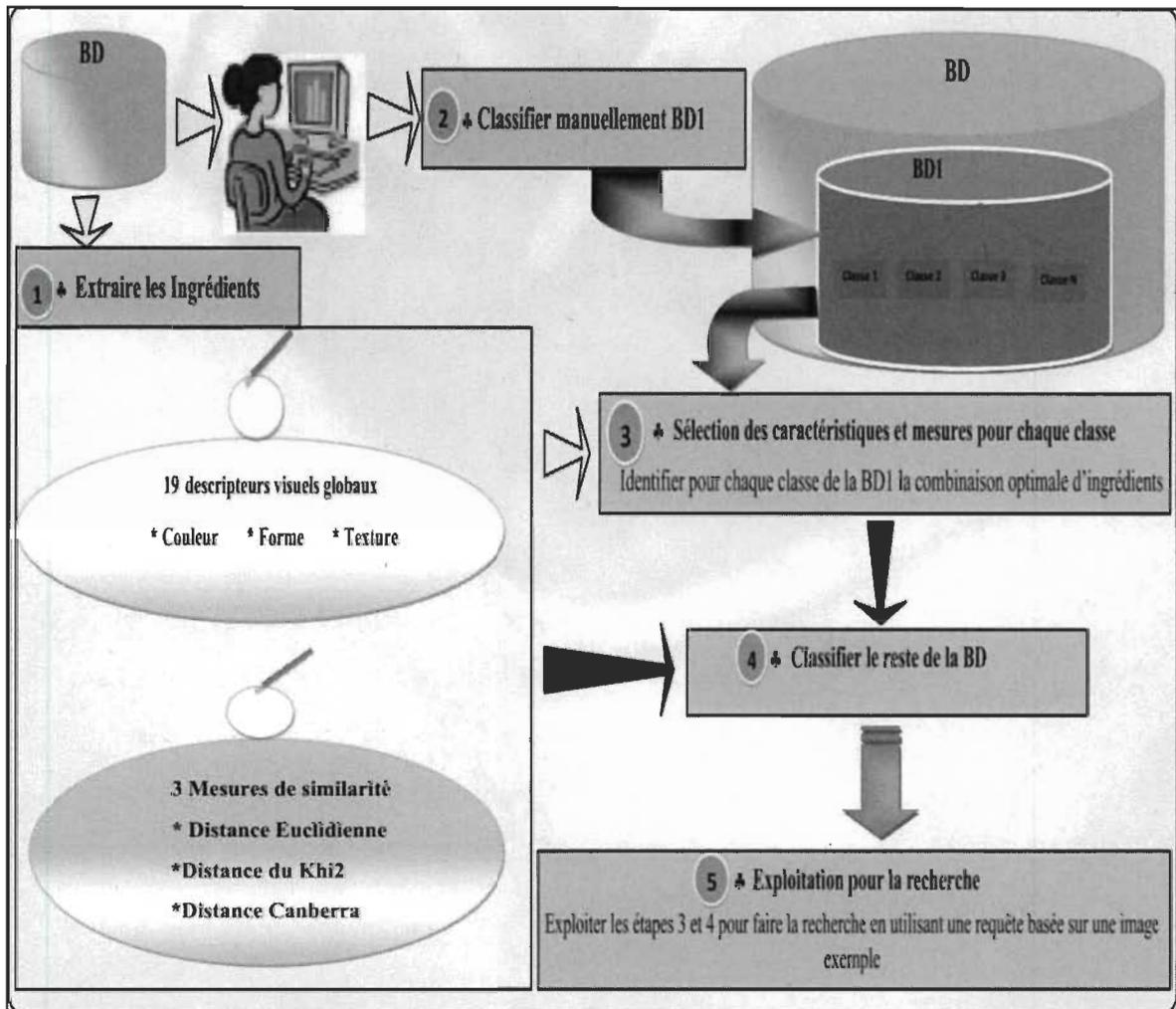


Figure 24 Schéma de fonctionnement du système.

1^{ère} étape. Développement d'une banque de caractéristiques

Dans un premier temps, nous avons développé une banque de caractéristiques composée de deux collections où chaque groupe contient un ensemble de caractéristiques de même type.

Nous avons utilisé les deux collections suivantes :

A) Une collection contenant des descripteurs visuels de l'image. Parmi les descripteurs que nous avons considérés, il y a :

1. Ceux qui décrivent la couleur; les histogrammes de couleur et les moments de la couleur.
2. Ceux qui décrivent la texture; la matrice de cooccurrence.
3. Ceux qui décrivent la forme; le nombre de points de contour.

B) Une collection contenant les mesures de similarité telles que:

1. Distance Euclidienne.
2. Distance du χ^2 .
3. Distance Canberra.

2^{ème} étape. Développement d'un processus de sélection

Lors de la deuxième étape, nous avons développé un outil de sélection de caractéristiques lors de la recherche. Cet outil détecte l'état courant du moteur, puis choisit l'ensemble des caractéristiques qui répondent le mieux à cette situation. Avant tout, nous expliquons l'état du système, puis nous énumérerons les questions auxquelles l'outil est confronté.

Une situation est décrite par :

- L'image requête;
- La constitution de la BD;
- Les préférences de l'utilisateur;

Une décision consiste à répondre aux interrogations suivantes :

- Quelle est la combinaison de caractéristiques qui permet d'avoir les meilleurs résultats?
- Quelles sont les mesures de similarité à utiliser pour avoir des résultats satisfaisants?

Dans la section suivante « Principes de l'algorithme de sélection », nous expliquerons les principes qui guident notre choix de l'algorithme de sélection.

3^{ème} étape : Intégration des ingrédients au moteur

Afin de pouvoir valider l'outil de sélection que nous avons développé, nous avons intégré ce dernier dans un moteur de recherche que nous avons aussi développé.

3.4 Principes de l'algorithme de sélection

Commençons par expliquer le principe selon lequel notre algorithme sélectionne les descripteurs et les mesures de similarité.

Pour simplifier, nous allons considérer chaque combinaison de caractéristiques comme une seule caractéristique.

Soit maintenant une base de données (BD) à organiser pour des fins de navigation et de recherche. La sélection des descripteurs et des mesures de similarité passe par les étapes suivantes telles qu'illustré à la figure 24:

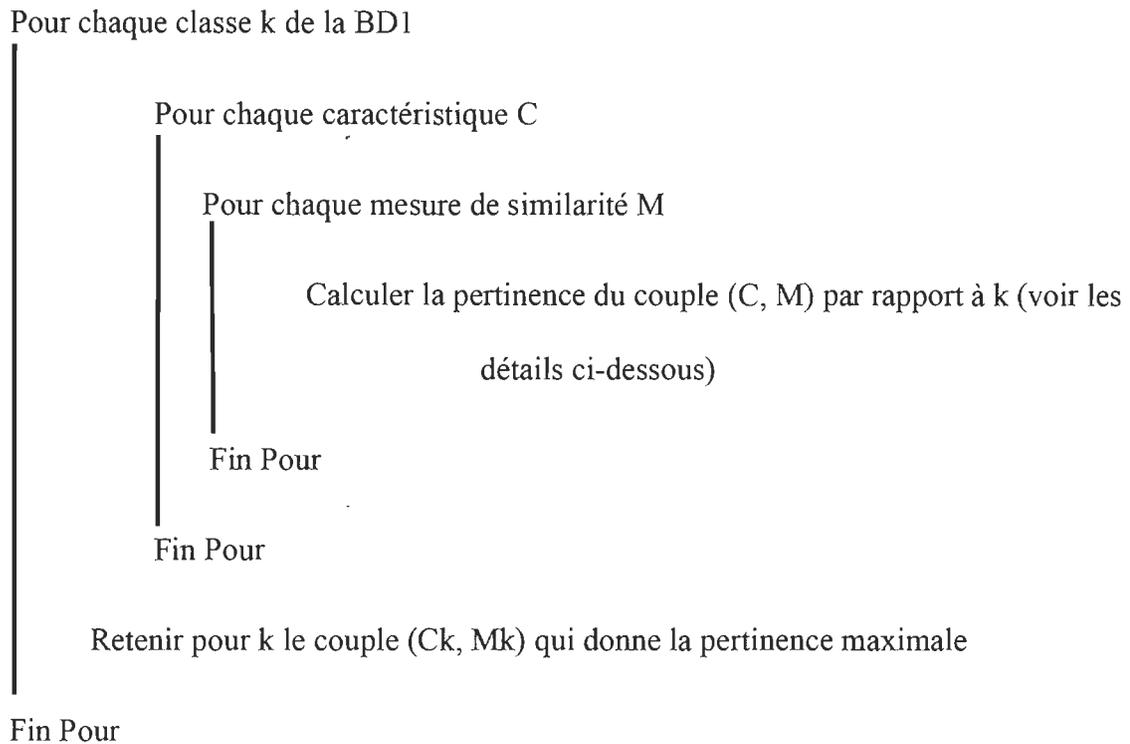
Étape 1. Classification manuelle d'un petit échantillon de la BD

Lors de la première étape, l'utilisateur survole le contenu de la base de données. Il effectue une classification manuelle d'un petit échantillon d'images de la BD en choisissant à chaque fois un groupe d'images pour constituer le noyau d'une nouvelle classe. L'ensemble des échantillons choisis par l'utilisateur formera une petite base de données déjà classifiée que nous appellerons BD1.

Afin d'assurer l'objectivité du système, nous faisons appel à plusieurs utilisateurs. L'affectation finale de chaque image sera celle adoptée par la majorité des utilisateurs.

Étape 2. Sélection des ingrédients optimaux de chaque classe

À cette étape, nous identifions les préférences de l'utilisateur, et ce, en identifiant le couple (caractéristique, mesure de similarité) qui convient le mieux à chaque classe d'images. Pour y parvenir, nous appliquons l'algorithme suivant :



La pertinence d'un couple (C, M) est relatif à une classe k peut être calculée de la façon suivante :

Pertinence = Précision moyenne des résultats de recherche où l'on utilise à chaque fois une image de k comme requête et où C est la caractéristique et M est la mesure. Pour calculer la précision, il faut choisir un Scope (nombre d'images résultantes à considérer). On peut prendre la taille de k comme Scope.

Étape 3. Généralisation de la classification au reste de la BD

L'objectif de cette étape est de classifier le reste de la grande base de données BD.

L'algorithme est le suivant :

Pour chaque classe I à classifier

 Pour chaque classe k;

 Calculer l'appartenance de I à k (voir les détails ci-dessous);

 Fin Pour.

Affecter I à la classe pour laquelle l'appartenance est maximale par rapport aux autres classes.

Fin Pour

L'appartenance de l'image I à la classe k peut être calculée de la façon suivante :

$$Appartenance = Nouvelle_précision = \frac{(Précision_initiale * 10) + Précision_de_l'image_à_classifier}{Taille_de_k + 1} \quad (3.1)$$

Étape 4 : Exploitation à la recherche

L'objectif de cette étape est d'exploiter la sélection des (caractéristiques, mesures) faites lors des étapes 2 et 3 pour effectuer la recherche. L'algorithme est le suivant :

À chaque fois qu'il y a une image requête q :

 Identifier la classe k à laquelle appartient q;

 Faire la recherche en utilisant Ck et Mk;

 Calculer la précision pour chaque valeur du Scope (Rappelons que le scope représente le nombre d'images retournées à l'utilisateur comme résultat de la recherche).

Calculer la moyenne de la précision pour chaque configuration;
Fin.

La recherche peut également tirer profit de la classification en limitant l'espace de recherche aux classes proches de la requête. Par contre, on ne limite pas la recherche à la classe de la requête car des images provenant d'autres classes peuvent être plus proches de la requête que des images provenant de sa propre classe.

3.5 Fonctionnement de l'interface utilisateur

Nous avons développé notre application selon les étapes qui ont été présentées précédemment (figure 24).

Nous avons conçu notre application en utilisant le langage de programmation Matlab (*Matrix Laboratory*).

La figure 25 illustre une prise d'écran de la fenêtre principale. Cette dernière se compose de sept menus et un panneau pour afficher un échantillon de la base de données ainsi que les résultats de la recherche.

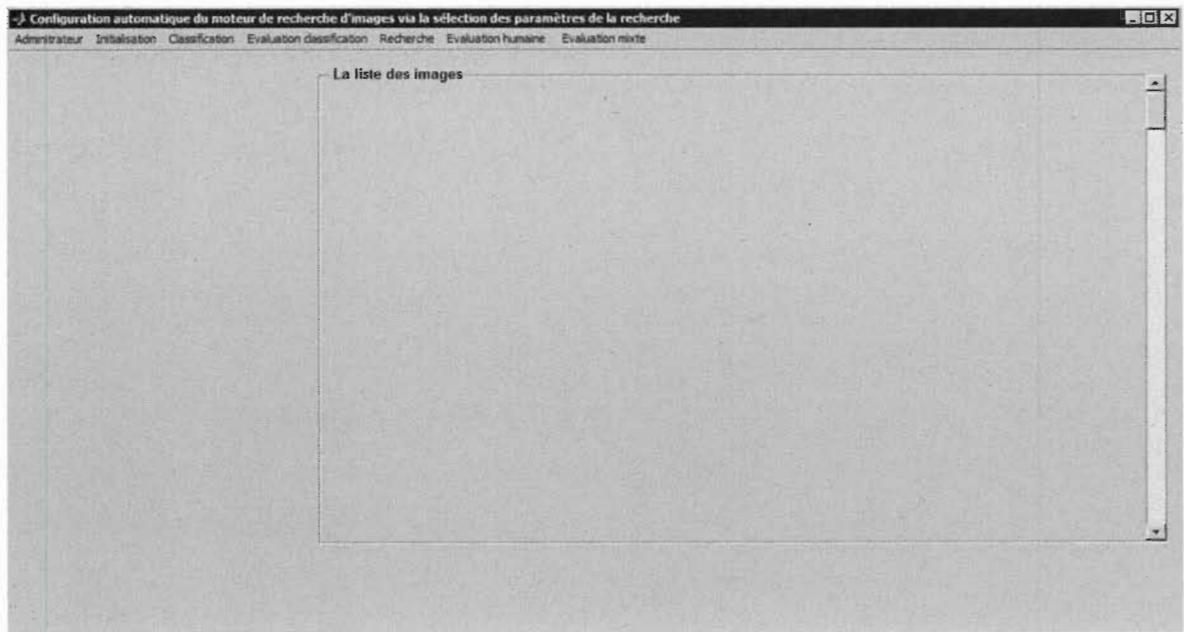


Figure 15 La fenêtre principale de notre application

Les sept menus de notre application sont les suivants :

1. Administrateur.
2. Initiation.
3. Classification.
4. Évaluation classification.
5. Recherche.
6. Évaluation humaine.
7. Évaluation mixte.

Dans la section suivante, nous faisons une description détaillée de chacun de ces menus.

3.5.1 Administrateur

Le menu administrateur se compose de quatre options :

- a) Calculer les caractéristiques.
- b) Sélection de caractéristiques optimales de chaque classe.
- c) Autres paramètres de configuration.
- d) Détail des ingrédients de chaque classe.

La figure 26 montre une prise d'écran des options du menu administrateur.

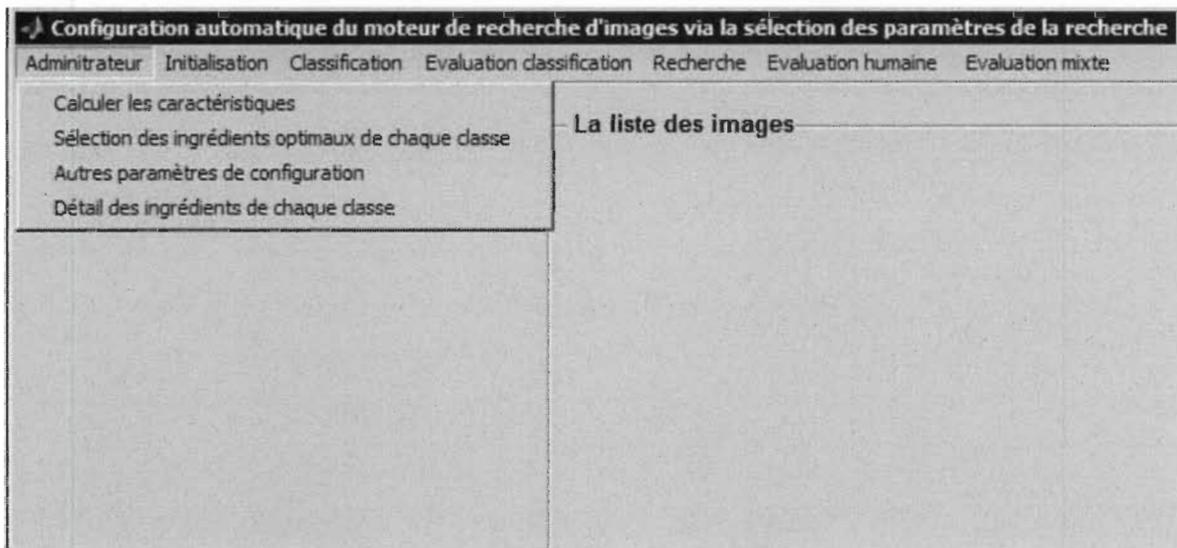


Figure 16 Les options du menu Administrateur

a) Calculer les caractéristiques

L'administrateur doit, en premier, faire le prétraitement de la base de données en mode *Offline*. Le prétraitement veut dire le calcul des descripteurs des images de la base de données choisies. En cliquant sur cette option, l'administrateur choisit le répertoire de la base de données qu'il veut traiter, et spécifie le nom du fichier où les données de traitement

seront sauvegardées. À la fin, il peut lancer la digestion de la base de données en cliquant sur le bouton « Lancer la digestion ».

La figure 27 illustre une prise d'écran de la boîte de dialogue qui permet le lancement du prétraitement.

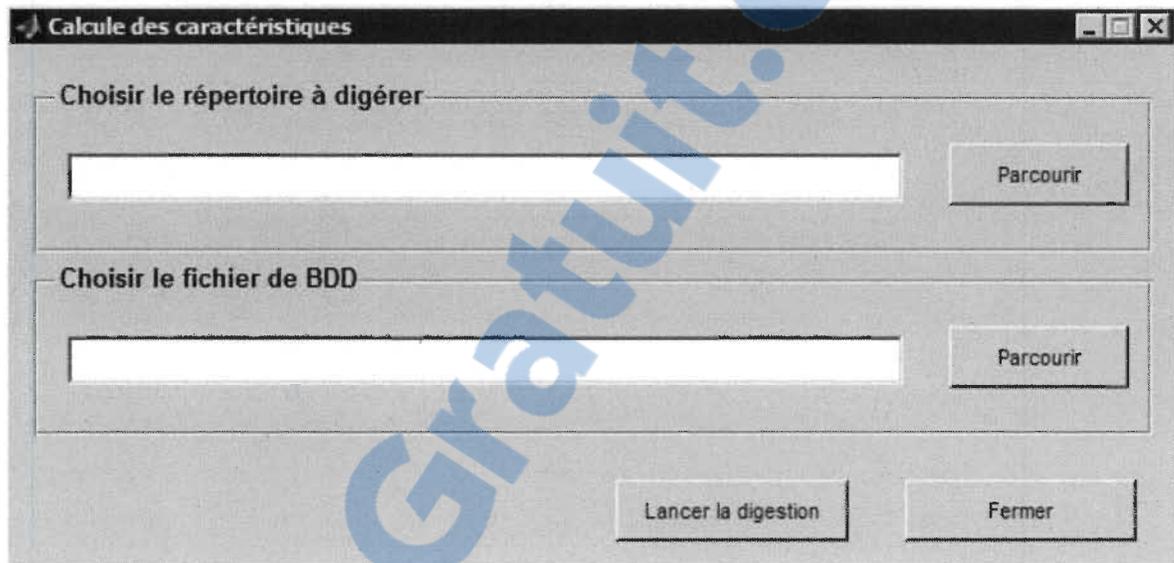


Figure 17 La boîte de dialogue du lancement du prétraitement

b) Sélection des ingrédients optimaux de chaque classe

L'administrateur, en second lieu, lance l'algorithme qui permet le calcul de caractéristiques optimales de chacune des classes de la BD1. Cette étape se fait en mode *Offline*.

L'application génère un fichier texte comportant les résultats finaux de cette étape. Le nom du fichier est : resultat_final.

La figure 28 illustre une prise d'écran du contenu du fichier : resultat_final.



```

resultat_final.txt - Bloc-notes
Fichier Edition Format Affichage ?
C:\BD\DB1\Famille 01 Rose
98
266303
3
C:\BD\DB1\Famille 02 Butterfly
100
2111
3
C:\BD\DB1\Famille 03 Eagle
100
1024
1
C:\BD\DB1\Famille 04 Chimney
100
127232
3
C:\BD\DB1\Famille 05 Silver-Statuette
100
2048
1
C:\BD\DB1\Famille 06 Tree-On-Sunset
89
135296
3
C:\BD\DB1\Famille 07 Bone-Like
98
267584
2
C:\BD\DB1\Famille 08 Ford-Car
100
1024
1
C:\BD\DB1\Famille 09 Gun
100
2176

```

Figure 18 Le contenu du fichier (resultat_final)

c) Autres paramètres de configuration

Pour évaluer notre outil de configuration automatique qui prend en charge les ingrédients optimaux lors de la recherche, nous avons développé un algorithme qui prend en charge des ingrédients fixes comme critère de recherche.

En cliquant sur cette option, une boîte de dialogue apparaît. L'administrateur doit choisir la caractéristique et la mesure de similarité qui lui conviennent. Sachant que l'administrateur a le choix entre six configurations possibles.

À la fin de cette étape, l'application génère un fichier texte comportant les résultats finaux. Le nom du fichier est : autre_configuration.

La figure 29 illustre une prise d'écran de la boîte de dialogue qui permet la sélection du choix de la configuration.

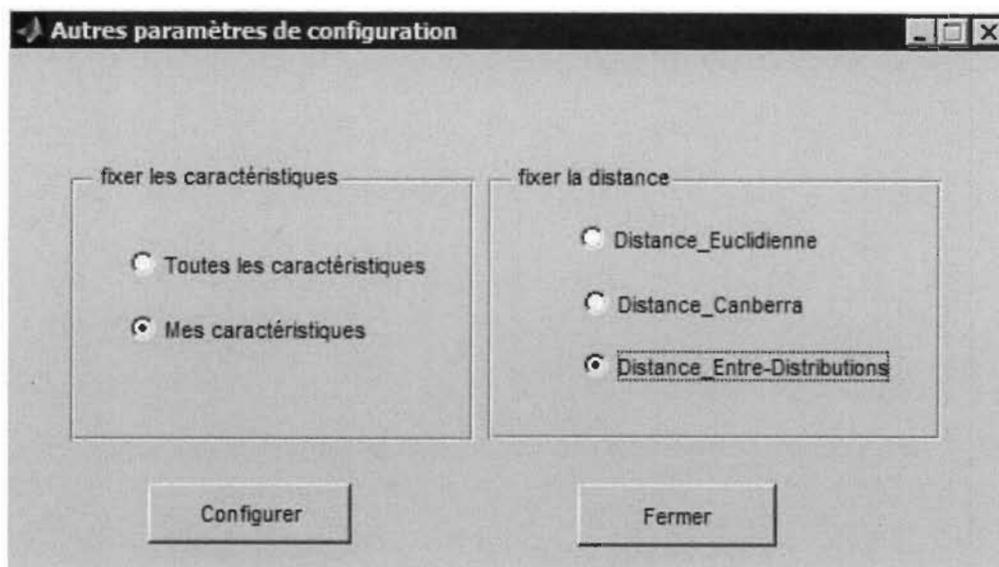


Figure 19 La boîte de dialogue qui permet la sélection du choix de configuration

d) Détail des ingrédients de chaque classe

Cette option convertit les fichiers texte qui ont été générés par l'application lors des étapes précédentes sous la forme de fichiers Excel détaillés.

La figure 30 montre une prise d'écran du fichier Excel généré par notre application.

nom	classe	venue	préc	mesure	Moyenne	RG	de couleur	de couleur	de couleur	de couleur	distribution	distribution	de couleur	de point	ance de la	bonne de la	l'efficacité de la	l'opie de la	l'algèbre de la	l'opération de la	l'reste de la	l'shade de la	l'bonnence de	
Ring	50	Distributions	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Butterfly	100	Distributions	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Eagle	100	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Chimney	100	Distributions	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Iron-Statue	100	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Tree-On-Sun	50	Distributions	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Bone-Like	50	Canberra	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Ford-Car	100	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Gun	100	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Gold-Statue	50	Distributions	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1
Whirl	50	Distributions	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Up-On-The-Da	100	Distributions	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	1	1
Tree	50	Distributions	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
Window	50	Distributions	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0
Gorilla	50	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Dino	100	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Dollar	50	Distributions	0	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Clavier	100	Distributions	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1
Medical	100	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Rained-Glas	100	Canberra	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1

Figure 30 Détail des ingrédients de chaque classe

Notons, que le chiffre 1 indique que la caractéristique a été retenue et que le chiffre 0 indique qu'elle n'a pas été retenue.

3.5.2 Initialisation

Pour classier le reste de la base de données ou pour faire une recherche, l'utilisateur choisit la base de données à classier ou celle qui fera l'objet d'une recherche. Cette base de données doit préalablement être prétraitée. Pour ce faire, il choisit le menu recherche, puis sélectionne la commande « initialiser ». La figure 31 montre une prise d'écran de la boîte de dialogue qui permet l'initialisation du système via le choix du fichier où sont sauvegardées les données du prétraitement d'une base de données.

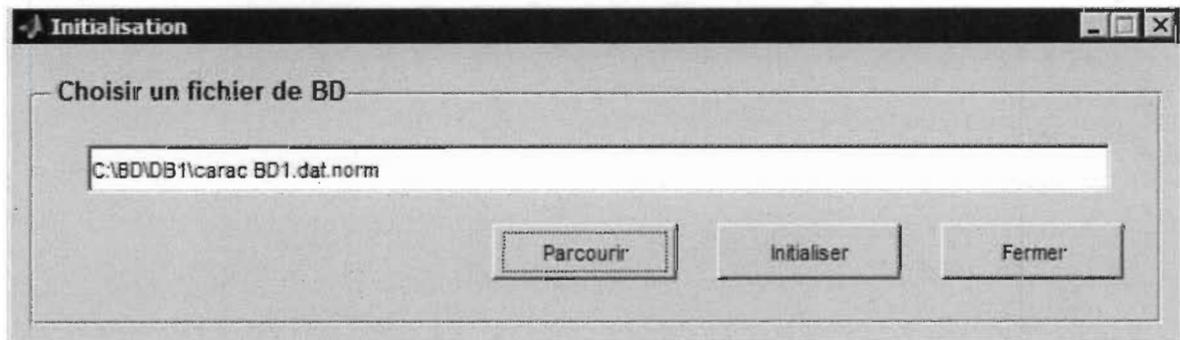


Figure 31 L'initialisation de l'application avec les données d'une base de données déjà traitée

Suite à l'initialisation du système, l'utilisateur peut voir un échantillon de la base de données à partir du panneau « Liste des images ». La figure 32 montre une prise d'écran d'un échantillon des images d'une base de données.

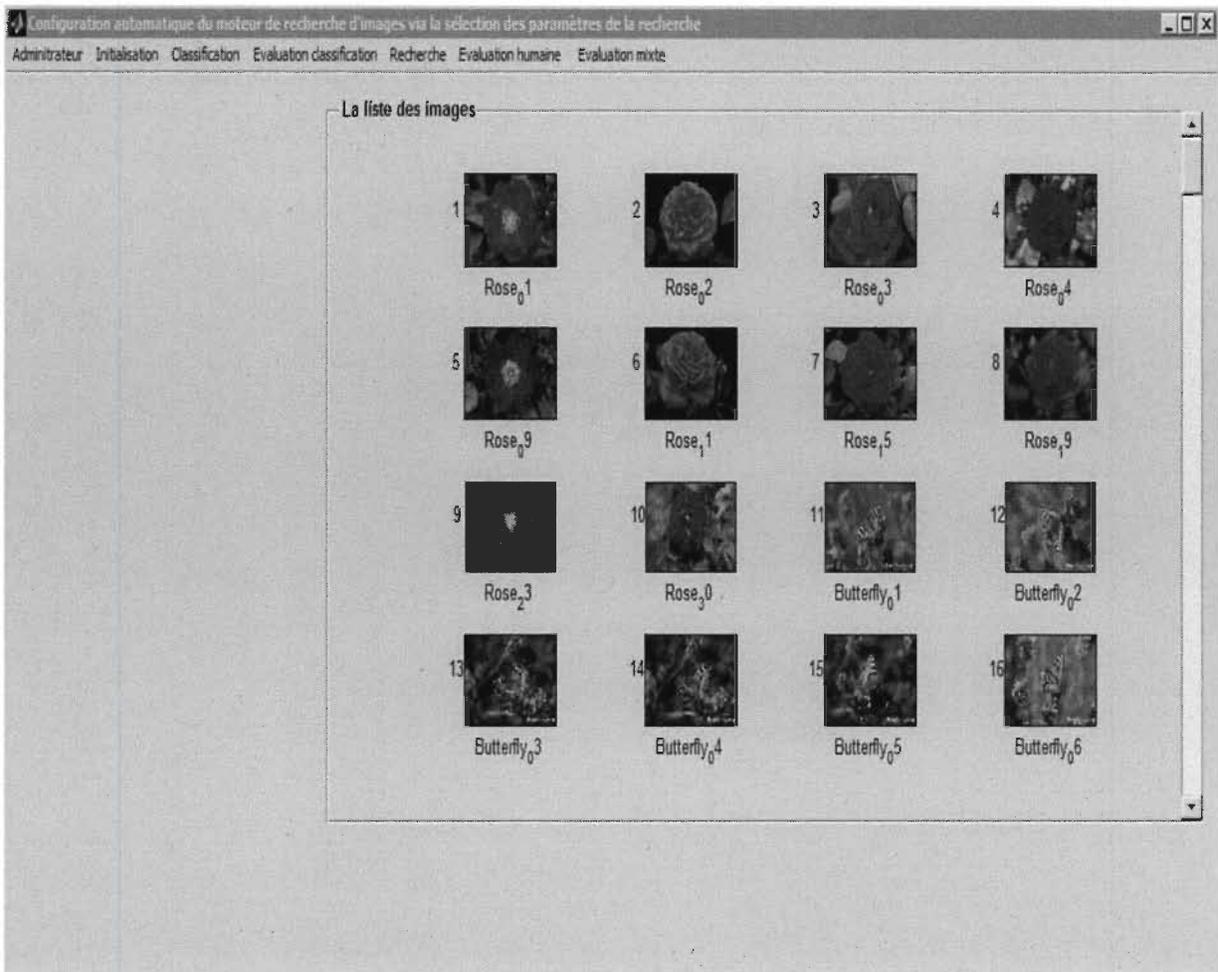


Figure 32 Affichage d'un échantillon des images de la base de données

3.5.3 Classification

Ce menu permet à l'utilisateur de classifier le reste de la BD en utilisant soit la configuration automatique disponible dans l'application et qui prend en charge les ingrédients optimaux de chacune des classes de la BD1 ou les autres configurations fixés. Il sélectionne le fichier des descripteurs du reste de la base de données. Cette dernière doit être prétraitée préalablement.

La figure 33 montre une prise d'écran des commandes reliées au menu « Classification ».

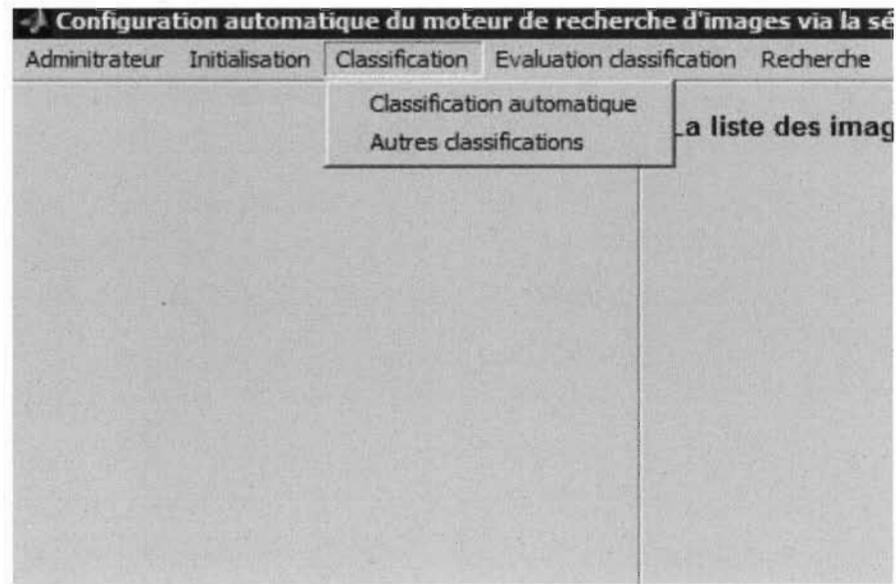


Figure 33 Les commandes reliées au menu « Classification »

3.5.4 Recherche

Si l'utilisateur désire soumettre une recherche, il choisit une image requête en cliquant sur l'icône de l'image de son choix. Ensuite, il choisit le menu « Recherche », et sélectionne une des commandes disponibles, soit : « Recherche automatique » ou « Recherche fixe ». La figure 34 montre une prise d'écran des commandes reliées au menu « Recherche ».

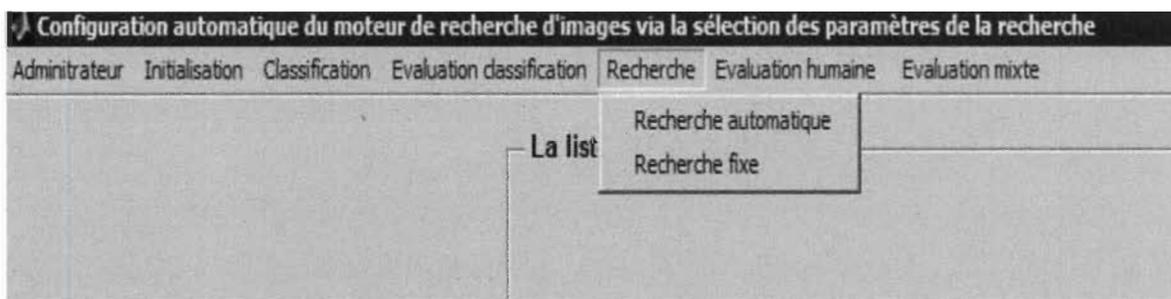


Figure 34 Les commandes reliées au menu « Recherche »

Après le lancement de la recherche, les résultats s'affichent dans le panneau « La liste des images ». Le numéro à côté de chaque image indique l'ordre des résultats. La figure 35 montre la prise d'écran des résultats de la recherche automatique en utilisant « *Eagle 24* » comme requête.

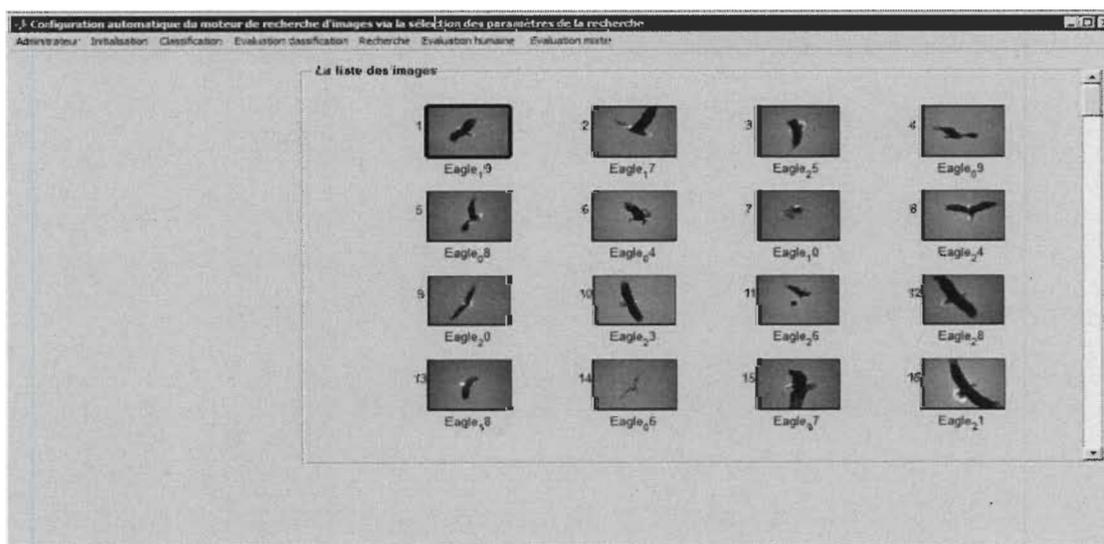


Figure 20 Résultats de la recherche automatique en utilisant «Eagle 24» comme requête.

3.5.5 *Autres menus de notre application*

Les autres menus de l'application permettent à l'administrateur de faire l'évaluation de la classification et de la recherche selon la configuration automatique ou les configurations fixes.

3.6 **Conclusion**

L'application que nous avons développée est performante et efficace. Pour la développer, nous avons tout d'abord extrait les descripteurs visuels qui représentent le contenu des images de notre base de données. Nous avons aussi utilisé des mesures de similarité qui permettent de faire le calcul entre les descripteurs de l'image requête et les images de la base de données. Ensuite nous avons développé un outil de configuration automatique que nous avons intégré à notre moteur de recherche. Finalement, les résultats de la recherche sont présentés à l'utilisateur via une interface simple et conviviale.

Dans le chapitre suivant, nous allons présenter une évaluation détaillée du système que nous avons développé.

Chapitre 4 - Résultats expérimentaux

4.1 Introduction

Ce chapitre est consacré aux résultats obtenus lors de nos expérimentations. À la section 4.2, nous présentons la méthodologie retenue pour évaluer notre système sur une base de données. Nous expliquons aussi les critères de performance, telle que la précision et le rappel. Ensuite nous présentons les résultats de la classification, tout en expliquant ce que ces résultats révèlent. Par la suite, nous exposons nos résultats de la recherche en utilisant les différents types de configurations, et finalement, nous terminons ce chapitre par une conclusion.

4.2 Préalables

4.2.1 *La base de données d'images*

Nous avons évalué notre outil de configuration sur une base de données de 600 images réparties sur 20 familles de 30 images chacune. Nous avons classifié manuellement 10 images de chaque famille. La figure 36 montre des icônes qui représentent les différentes familles que nous avons utilisées.



Figure 21 Images représentatives des familles d'images de la base de données

Premièrement, nous avons classifié manuellement une partie de notre BD. C'est ce que nous avons appelé BD1.

Pour ce faire, nous avons fait appel à un utilisateur. Ce dernier visualise le contenu de notre BD; il effectue une classification manuelle de la BD1, c'est-à-dire il sélectionne plusieurs groupes d'images et chaque groupe sera affecté à une classe.

Pour être plus objectif, on peut faire appel à plusieurs utilisateurs. L'affectation à un groupe final de chaque image sera celle adoptée par la majorité des utilisateurs.

La figure 37 illustre l'étape de la classification manuelle de la BD.

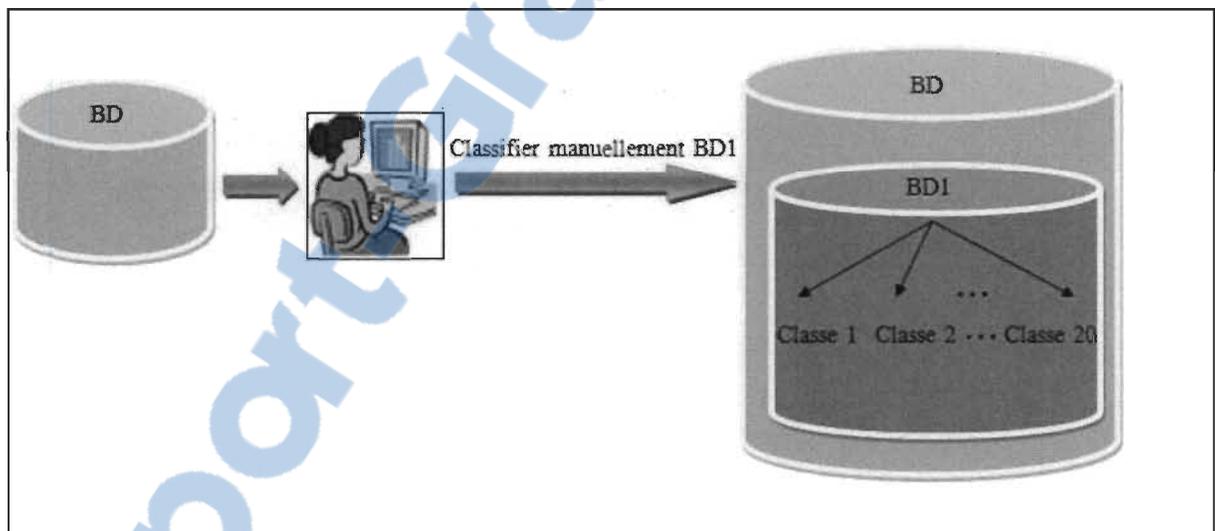


Figure 22 Classification d'un échantillon d'images de la BD.

4.2.2 Caractéristiques extraites des images

Afin de classifier et de rechercher les images dans la base de données, il faut extraire des caractéristiques qui représentent le contenu visuel de l'image. Les plus couramment

utilisées sont celles de la couleur, les moments et les histogrammes de la couleur, les caractéristiques de la forme et les caractéristiques de la texture.

Dans notre recherche, nous avons utilisé dix-neuf caractéristiques qui ont été développées par Bourenane [73]. Nous avons utilisé ces caractéristiques lors de la classification et la recherche d'images dans le but de comparer l'image requête et celles de la base de données afin de trouver les images qui ressemblent à la requête de l'utilisateur.

La figure 38 montre les caractéristiques utilisées lors de la classification et la recherche.

1	Moyenne RGB	11	La variance de la texture
2	Moment de couleur de degré 2	12	La moyenne de la texture
3	Moment de couleur de degré 3	13	L'homogénéité de la texture
4	Moment de couleur de degré 4	14	L'entropie de la texture
5	Moment de couleur de degré 5	15	L'énergie de la texture
6	Moment de couleur de degré 6	16	La corrélation de la texture
7	Distribution RGB	17	Le contraste de la texture
8	Distribution HSV	18	Cluster shade de la texture
9	Distribution couleur des contours	19	Cluster prominence de la texture
10	Pourcentage de point de contour		

Figure 23 Les caractéristiques utilisées lors de la classification et la recherche

À l'étape de la classification, le système développé classe le reste de la base de données, soit 400 images réparties dans 20 familles d'images. Pour chaque image, l'option de

configuration automatique calcule la distance entre les caractéristiques de l'image requête à classer et les images de la base de données.

Étant donné que le nombre total de combinaisons de caractéristiques est très élevé, pour dix-neuf caractéristiques. Il y a 2^{19} combinaisons possibles (524287!).

Nous avons fait un test de classification à partir de 200 images en utilisant trois mesures de similarité que nous détaillerons dans la prochaine section de ce chapitre et trois combinaisons de caractéristiques. Pour classer une seule image, l'outil de configuration automatique a pris 49 secondes pour classer l'image requête dans la famille appropriée. Nous aurions besoin d'environ 3 mois et 9 jours pour faire cette classification en utilisant les 2^{19} combinaisons possibles.

Pour remédier à ce problème, nous avons décidé de regrouper certaines caractéristiques. Nous avons regroupé les caractéristiques de la texture (caractéristique 14, 15, 16, 17, 18 et 19), puis nous avons regroupé les caractéristiques de la couleur (caractéristique 3, 4, 5 et 6). De cette façon, nous avons obtenu un total de 11 caractéristiques.

Pour mesurer la performance de l'outil de configuration automatique, nous avons qui prend en compte les 2^{19} combinaisons de caractéristiques lors de la classification et la recherche. Ces derniers utilisent une combinaison fixe de caractéristiques qui est:

- Les caractéristiques utilisées avec l'outil de configuration sont regroupés dans « Mes Caractéristiques » avec les caractéristiques suivantes : 1, 2, 7, 8, 9, 10, 11, 12 et 13.
- Toutes les caractéristiques : soit la sélection de toutes les caractéristiques existantes.

Nous avons opté pour ces deux combinaisons de caractéristiques, car selon Bourenane [80], ces deux combinaisons nous apportent des résultats les plus précises et nous donnant de bons résultats selon notre requête.

4.2.3 Mesures de similarité utilisées

Lors de la comparaison entre les caractéristiques de l'image requête et les images de la base de données, nous avons utilisé les mesures suivantes :

- Distance Euclidienne;
- Distance du χ^2 ;
- Distance Canberra.

4.2.4 Vérité terrain

Pour évaluer les performances de n'importe quel système de recherche, nous devons définir avec précision la pertinence des résultats obtenus, c'est ce qu'on appelle la vérité terrain (en anglais « *ground truth* »).

En ce qui concerne la vérité terrain, elle peut être défini de plusieurs façons dont ;

- Notre outil de configuration automatique classe la base de données en utilisant deux méthodes différentes :

- Classification humaine : nous avons classifié manuellement 30 images dans chaque famille, en tout, nous avons 20 familles. Pour ce faire, nous avons

attribué un nom à chacune des images ayant le nom de la famille auquel nous l'avons associé suivie d'une barre de soulignement et d'un numéro. Par exemple, dans la famille « Bridge », nous avons nommé les images de la façon suivante : Bridge_01, Bridge_02... Bridge_30.

- Classification mixte : dans cette méthode, nous avons classifié manuellement 10 images dans chaque famille, par la suite, c'est notre système qui a classifié le reste de la base de données en utilisant les différentes configurations possibles.

- Le jugement humain : les critères des utilisateurs pour juger de la pertinence des images résultantes d'une recherche peuvent être très complexes pour plusieurs raisons où la complexité des caractéristiques des images, l'interprétation du contenu de l'image qui diffère d'une personne à une autre et d'où le niveau de la pertinence des résultats de la recherche diffère selon l'utilisateur.

4.2.5 Mesures d'évaluation

Afin d'évaluer la performance de notre outil de configuration automatique, nous devons définir les critères utilisés.

Les critères les plus utilisés dans le domaine de la recherche d'images par le contenu sont la précision ($Pr = Precision$ en anglais) et le rappel ($Re = Recall$ en anglais) [8, 74, 75,76].

Comme notre outil de configuration automatique à deux fonctions différentes (classification et recherche), nous devons donner une définition de la précision et le rappel pour chaque classe.

➤ Classification mixte.

La précision nous donne la proportion d'images pertinentes dans la classe k par rapport au nombre total d'images dans la classe k. Elle est définie comme suit ;

$$Pr = \frac{Nb(\text{bonnes images que l'outil à mises dans la classe } k)}{Nb(\text{images dans la classe } k)} \quad (4.1)$$

Le rappel nous donne la proportion d'images pertinentes qui se retrouvent dans la classe k par rapport au nombre total d'images que le système aurait dû mettre dans la classe k. Il est posé comme suit;

$$Re = \frac{Nb(\text{bonnes images que l'outil à mises dans la classe } k)}{Nb(\text{images que l'outil aurait dû mettre dans la classe } k)} \quad (4.2)$$

➤ Recherche.

La précision nous donne la proportion de bonnes images retournées par rapport au nombre total d'images retournées (scope). Elle est posée comme suit;

$$Pr = \frac{Nb(\text{bonnes images retournées})}{Nb(\text{images retournées})} \quad (4.3)$$

Le rappel nous donne la proportion de bonnes images retournées par rapport au nombre total d'images de la classe de la requête et le rappel est donné par;

$$Re = \frac{Nb(\text{bonnes images retournées})}{Nb(\text{images de la classe de la requête})} \quad (4.4)$$

4.3 Expériences et évaluations

Dans ce qui suit, nous présentons une description détaillée des résultats obtenus lors des essais. Nous avons effectué trois expériences afin de mesurer chacune des fonctionnalités du système. Dans la première expérience, nous avons comparé notre classification automatique, laquelle prend en considération les caractéristiques optimales avec six autres configurations fixes. Dans la deuxième expérience, nous avons évalué les résultats de la recherche versus la classification automatique. Dans la troisième expérience, nous avons mesuré la pertinence des résultats de recherche versus la classification manuelle.

Dans la deuxième et la troisième expérience, nous avons obtenu les résultats d'une façon automatique. À cet effet, nous avons comparé le nom de l'image requête avec le nom des images résultantes. Une image résultante est considérée bonne si elle appartient à la même famille où elle avait été classée.

4.3.1 Première expérience : évaluation de la classification

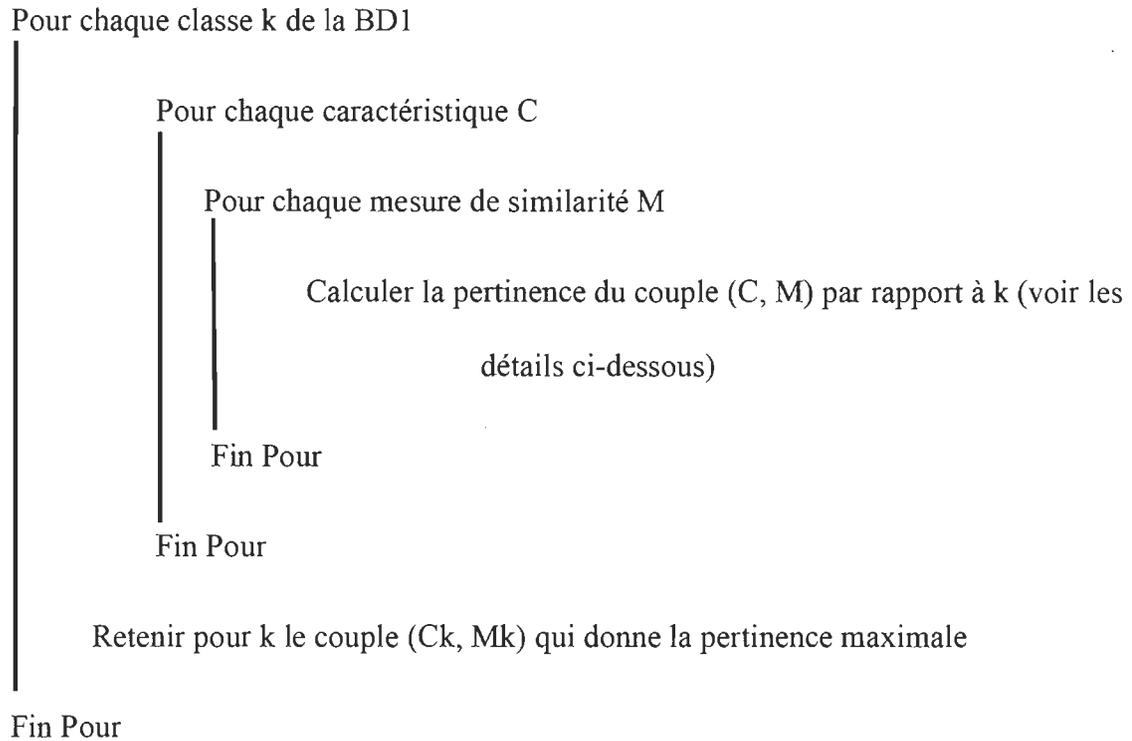
L'objectif de cette expérience est de montrer que la configuration automatique, qui prend en considération les ingrédients optimaux (combinaison de caractéristiques, mesure de similarité) lors de la classification, est meilleure que celles qui prennent en considération les ingrédients fixes. Le tableau 4.1 montre les différentes configurations utilisées pour évaluer notre moteur de recherche d'images.

Configuration	mesure	Combinaison de caractéristiques																			
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	
Configuration Automatique	La combinaison de caractéristiques et la mesure sont calculées d'une façon automatique																				
Configuration 1	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Configuration 2	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Configuration 3	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Configuration 4	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
Configuration 5	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	
Configuration 6	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	

Tableau 4.1 Les différentes configurations utilisées pour évaluer notre moteur de recherche (les 0 étant les résultats négatifs et 1, les résultats positifs)

4.3.1.1 Sélection des caractéristiques et mesures pour chaque classe

Comme nous avons vu dans le chapitre précédent, l'outil de configuration calcule la pertinence du couple (C= chaque caractéristique, M= chaque mesure de similarité) par rapport à la classe k pour la BD1, et ce en suivant l'algorithme:



La pertinence d'un couple (C, M) par rapport à une classe k est la précision moyenne des résultats de recherche où l'on utilise à chaque fois une image de k comme requête et où C est la caractéristique et M est la mesure. Pour calculer la précision, il faut choisir un Scope (nombre d'images résultantes à considérer). On peut prendre la taille de k comme Scope.

Les tableaux 4.2, 4.3, 4.4, 4.5, 4.6, 4.7 et 4.8 montrent les résultats obtenus lors de la sélection des ingrédients (C, M) pour chaque classe k et selon les sept configurations.

Nom_classe	Moyenne_Précision	mesure	Combinaison de caractéristiques																		
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
Rose	98	Khi-deux	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	
Butterfly	100	Khi-deux	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	
Eagle	100	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Chimney	100	Khi-deux	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	
Silver-Statuette	100	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Tree	89	Khi-deux	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	
Bone-Like	98	Canberra	1	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	
Ford-Car	100	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Gun	100	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	
Lead-Statuette	96	Khi-deux	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	0	1	0	1	1	1	1	1	
Mud	98	Khi-deux	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	
Goose	100	Khi-deux	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1	1	1	
Tree	91	Khi-deux	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	
Window	92	Khi-deux	1	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	
Gorte	92	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	
Dino	100	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	
Dollar	94	Khi-deux	0	0	1	1	1	1	0	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	
Clavier	100	Khi-deux	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	
Medicale	100	Euclidienne	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
Stained-Glass	100	Canberra	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	1	1	1	1	1	

Tableau 4.2 Précision moyenne de recherche pour la configuration automatique

Nom_classe	Moyenne_Précision	mesure	Combinaison de caractéristiques																		
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
Rose	53	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Butterfly	59	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Eagle	73	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Chimney	90	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Silver-Statuette	71	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Tree	58	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Bone-Like	93	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Ford-Car	90	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Gun	68	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Lead-Statuette	55	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Mud	61	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Goose	80	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Tree	66	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Window	63	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Gorte	60	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Dino	69	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Dollar	53	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Clavier	83	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Medicale	58	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	
Stained-Glass	99	Canberra	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	

Tableau 4.3 Précision moyenne de recherche pour la configuration 1

Nom_classe	Moyenne_Précision	mesure	Combinaison de caractéristiques																		
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
Rose	76	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Butterfly	97	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Eagle	100	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Chimney	92	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Silver-Statuette	99	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Tree	72	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Bone-Like	87	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Ford-Car	100	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Gun	97	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Lead-Statuette	78	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Mud	69	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Goose	80	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Tree	75	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Window	81	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Gorte	77	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Dino	95	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Dollar	76	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Clavier	100	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Medicale	66	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Stained-Glass	100	Euclidienne	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	

Tableau 4.4 Précision moyenne de recherche pour la configuration 2

Nom_classe	Moyenne_Précision	mesure	Combinaison de caractéristiques																		
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
Rose	82	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Butterfly	100	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Eagle	99	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Chimney	90	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Silver-Statuette	100	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Tree	78	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Bone-Like	88	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Ford-Car	100	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Gun	97	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Lead-Statuette	85	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Mud	81	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Goose	90	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Tree	82	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Window	83	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Gorte	79	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Dino	95	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Dollar	82	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Clavier	100	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Medicale	65	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	
Stained-Glass	100	Khi-deux	1	1	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	

Tableau 4.5 Précision moyenne de recherche pour la configuration 3

Nom_classe	Moyenne_Précision	mesure	Combinaison de caractéristiques																		
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
Rose	67	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Butterfly	84	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Eagle	80	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Chimney	86	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Silver-Statuette	77	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Tree	58	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Bone-Like	92	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Ford-Car	89	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Gun	67	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Lead-Statuette	59	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Mud	55	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Goose	86	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Tree	63	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Window	63	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Gorte	59	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Dino	81	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Dollar	66	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Clavier	90	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Medicale	50	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Stained-Glass	100	Canberra	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Tableau 4.6 Précision moyenne de recherche pour la configuration 4

Nom_classe	Moyenne_Précision	mesure	Combinaison de caractéristiques																		
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19
Rose	79	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Butterfly	100	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Eagle	100	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Chimney	90	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Silver-Statuette	92	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Tree	67	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Bone-Like	90	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Ford-Car	93	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Gun	90	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Lead-Statuette	83	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Mud	60	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Goose	74	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Tree	76	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Window	81	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Gorte	77	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Dino	94	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Dollar	81	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Clavier	99	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Medicale	59	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Stained-Glass	100	Euclidienne	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Tableau 4.7 Précision moyenne de recherche pour la configuration 5

Nom_classe	Moyenne_Precision	mesure	Combinaison de caractéristiques																	
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Rose	80	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Butterfly	100	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Eagle	100	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Chimney	90	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Silver-Statuette	98	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Tree	74	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Bone-Like	96	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Ford-Car	97	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Gun	94	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Lead-Statuette	87	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Mud	62	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Goose	94	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Tree	79	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Window	84	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Gorte	78	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Dino	96	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Dollar	86	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Clavier	100	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Medicale	60	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Stained-Glass	100	Khi-deux	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

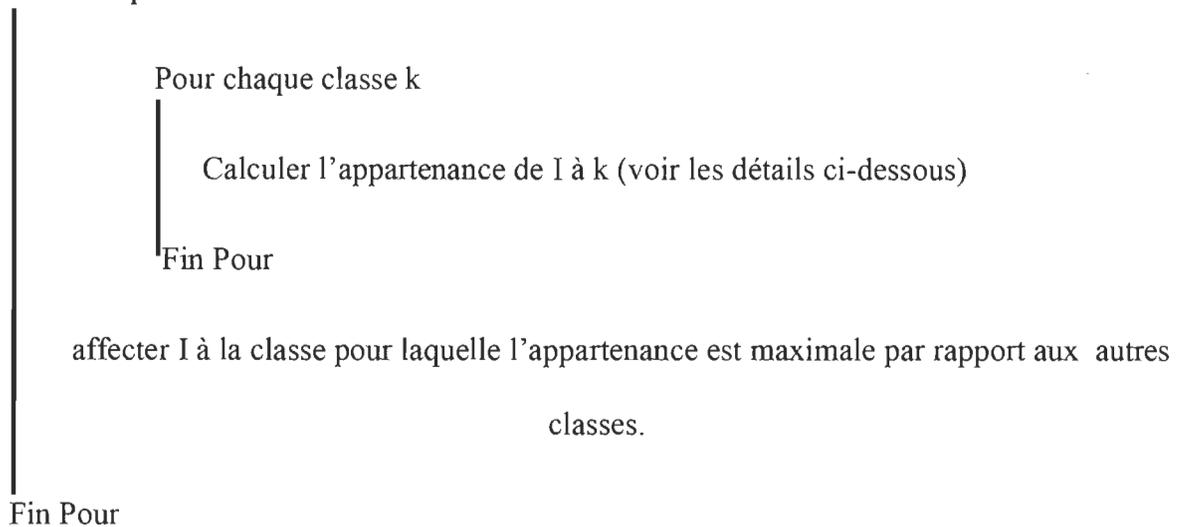
Tableau 4.8 Précision moyenne de recherche pour la configuration 6

On voit bien, à partir de ces tableaux, que la configuration automatique est la meilleure.

4.3.1.2 Généralisation de la classification

L'objectif de cette section est la classification de la base de données BD. À cet effet nous utilisons l'algorithme suivant:

Pour chaque classe I à classifier



L'appartenance de l'image I à la classe K peut être calculée de la façon suivante :

$$Appartenance = Nouvelle_précision = \frac{(Précision_initiale * 10) + Précision_de_l'image_à_classifier}{11} \quad (4.5)$$

À partir de la base de données classée automatiquement selon les sept configurations, nous évaluons les résultats de cette classification en mesurant, pour chaque configuration, le pourcentage d'images correctement classées.

4.3.1.3 Résultats et discussions

Pour mesurer le pourcentage d'images correctement classifiées, nous avons calculé la moyenne de la précision et du rappel pour chaque configuration selon les formules (4.1) et (4.2)

Nous allons obtenu les résultats présentés aux tableaux 4.9, 4.10, 4.11, 4.12, 4.13, 4.13, 4.14 et 4.15.

Configuration automatique				
Nom_classe	Taille_Classe	nbr_bonnes_images	precision	rappel
Rose	27	27	100,00%	90,00%
Butterfly	30	30	100,00%	100,00%
Eagle	30	30	100,00%	100,00%
Chimney	34	30	88,24%	100,00%
Silver-Statuette	30	30	100,00%	100,00%
Tree	32	30	93,75%	100,00%
Bone-Like	31	27	87,10%	90,00%
Ford-Car	30	29	96,67%	96,67%
Gun	30	30	100,00%	100,00%
Lead-Statuette	29	29	100,00%	96,67%
Mud	30	29	96,67%	96,67%
Goose	24	24	100,00%	80,00%
Tree	30	29	96,67%	96,67%
Window	33	29	87,88%	96,67%
Gorte	30	30	100,00%	100,00%
Dino	30	30	100,00%	100,00%
Dollar	29	29	100,00%	96,67%
Clavier	28	27	96,43%	90,00%
Medicale	31	26	83,87%	86,67%
Stained-Glass	32	30	93,75%	100,00%
Total	600	575		
La moyenne			96,05%	95,83%

Tableau 4.9 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration automatique

Configuration 1				
Nom_classe	Taille_Classe	nbr_bonnes_images	precision	rappel
Rose	23	23	100,00%	76,67%
Butterfly	31	30	96,77%	100,00%
Eagle	31	28	90,32%	93,33%
Chimney	30	26	86,67%	86,67%
Silver-Statuette	32	29	90,63%	96,67%
Tree	42	30	71,43%	100,00%
Bone-Like	29	27	93,10%	90,00%
Ford-Car	27	22	81,48%	73,33%
Gun	27	27	100,00%	90,00%
Lead-Statuette	29	26	89,66%	86,67%
Mud	31	21	67,74%	70,00%
Goose	18	12	66,67%	40,00%
Tree	37	28	75,68%	93,33%
Window	33	26	78,79%	86,67%
Gorte	21	21	100,00%	70,00%
Dino	31	27	90,77%	94,00%
Dollar	36	28	77,78%	93,33%
Clavier	23	21	91,30%	70,00%
Medicale	40	30	75,00%	100,00%
Stained-Glass	29	21	87,10%	84,00%
Total	600	476		
La moyenne			80,14%	79,33%

Tableau 4.10 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration 1

Configuration 2				
Nom_classe	Taille_Classe	nbr_bonnes_images	precision	rappel
Rose	27	27	100,00%	90,00%
Butterfly	30	30	100,00%	100,00%
Eagle	30	30	100,00%	100,00%
Chimney	30	28	93,33%	93,33%
Silver-Statuette	30	30	100,00%	100,00%
Tree-On-Sunset	32	30	93,75%	100,00%
Bone-Like	30	28	93,33%	93,33%
Ford-Car	28	27	96,43%	90,00%
Gun	29	29	100,00%	96,67%
Lead-Statuette	29	29	100,00%	96,67%
Mud	32	29	90,63%	96,67%
House-On-The-Dark	23	20	86,96%	66,67%
Tree	31	24	90,77%	94,00%
Window	28	27	96,43%	90,00%
Gorge	28	28	100,00%	93,33%
Dino	31	30	96,77%	100,00%
Dollar	32	30	93,75%	100,00%
Clavier	26	25	96,15%	83,33%
Medicale	40	30	75,00%	100,00%
Stained-Glass	34	24	82,24%	84,00%
Total	600	525		
La moyenne			87,87%	87,50%

Tableau 4.11 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration 2

Configuration 3				
Nom_classe	Taille_Classe	nbr_bonnes_images	precision	rappel
Rose	27	27	100,00%	90,00%
Butterfly	30	30	100,00%	100,00%
Eagle	30	30	100,00%	100,00%
Chimney	30	28	93,33%	93,33%
Silver-Statuette	30	30	100,00%	100,00%
Tree-On-Sunset	31	30	96,77%	100,00%
Bone-Like	31	29	93,55%	96,67%
Ford-Car	31	30	96,77%	100,00%
Gun	29	29	100,00%	96,67%
Lead-Statuette	30	30	100,00%	100,00%
Mud	30	29	96,67%	96,67%
House-On-The-Dark	25	24	96,00%	80,00%
Tree	31	30	96,77%	100,00%
Window	32	29	90,63%	96,67%
Gorge	29	29	100,00%	96,67%
Dino	30	30	100,00%	100,00%
Dollar	31	30	96,77%	100,00%
Clavier	27	26	96,30%	86,67%
Medicale	34	24	82,24%	80,00%
Stained-Glass	32	24	93,75%	80,00%
Total	600	544		
La moyenne			90,80%	90,60%

Tableau 4.12 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration 3

Configuration 4				
Nom_classe	Taille_Classe	nbr_bonnes_images	precision	rappel
Rose	20	20	100,00%	66,67%
Butterfly	32	30	93,75%	100,00%
Eagle	34	29	85,29%	96,67%
Chimney	33	27	81,82%	90,00%
Silver-Statuette	30	29	96,67%	96,67%
Tree-On-Sunset	34	28	82,35%	93,33%
Bone-Like	28	28	100,00%	93,33%
Ford-Car	33	25	75,76%	83,33%
Gun	25	25	100,00%	83,33%
Lead-Statuette	27	26	96,30%	86,67%
Mud	32	24	75,00%	80,00%
se-On-The-Dark	22	18	81,82%	60,00%
Tree	33	30	90,91%	100,00%
Window	31	26	83,87%	86,67%
Gorte	28	28	100,00%	93,33%
Dino	33	30	90,91%	100,00%
Dollar	31	28	90,32%	93,33%
Clavier	24	23	95,83%	76,67%
Medicale	39	24	56,92%	80,00%
Stained-Glass	31	22	82,55%	80,67%
Total	600	496		
La moyenne			83,85%	82,83%

Tableau 4.13 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration 4

Configuration 5				
Nom_classe	Taille_Classe	nbr_bonnes_images	precision	rappel
Rose	24	24	100,00%	80,00%
Butterfly	31	30	96,77%	100,00%
Eagle	30	30	100,00%	100,00%
Chimney	34	30	88,24%	100,00%
Silver-Statuette	30	30	100,00%	100,00%
Tree-On-Sunset	27	26	96,30%	86,67%
Bone-Like	28	26	92,86%	86,67%
Ford-Car	26	24	92,31%	80,00%
Gun	29	29	100,00%	96,67%
Lead-Statuette	27	27	100,00%	90,00%
Mud	37	28	75,68%	93,33%
se-On-The-Dark	27	22	81,48%	73,33%
Tree	29	28	96,55%	93,33%
Window	31	29	93,55%	96,67%
Gorte	30	30	100,00%	100,00%
Dino	31	30	96,77%	100,00%
Dollar	31	30	96,77%	100,00%
Clavier	25	25	100,00%	83,33%
Medicale	37	24	60,08%	80,00%
Stained-Glass	36	24	62,33%	80,00%
Total	600	522		
La moyenne			87,58%	87,00%

Tableau 4.14 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration 5

Configuration 5				
Nom_classe	Taille_Classe	nbr_bonnes_images	precision	rappel
Rose	24	24	100,00%	80,00%
Butterfly	31	30	96,77%	100,00%
Eagle	30	30	100,00%	100,00%
Chimney	34	30	88,24%	100,00%
Silver-Statuette	30	30	100,00%	100,00%
Tree-On-Sunset	26	26	100,00%	86,67%
Bone-Like	28	28	100,00%	93,33%
Ford-Car	30	27	90,00%	90,00%
Gun	30	30	100,00%	100,00%
Lead-Statuette	28	28	100,00%	93,33%
Mud	35	28	80,00%	93,33%
se-On-The-Dark	27	24	88,89%	80,00%
Tree	30	29	96,67%	96,67%
Window	31	29	93,55%	96,67%
Gorte	29	29	100,00%	96,67%
Dino	30	30	100,00%	100,00%
Dollar	31	30	96,77%	100,00%
Clavier	25	25	100,00%	83,33%
Medicale	36	24	61,33%	80,00%
Stained-Glass	35	24	62,71%	80,00%
Total	600	531		
La moyenne			89,00%	88,50%

Tableau 4.15 Moyenne de la précision et du rappel pour la configuration 6

Dans ce qui suit, nous présentons les résultats de la classification en utilisant les histogrammes de pourcentage de la classification selon les types de configurations tel qu'illustré aux figures 39 et 40.

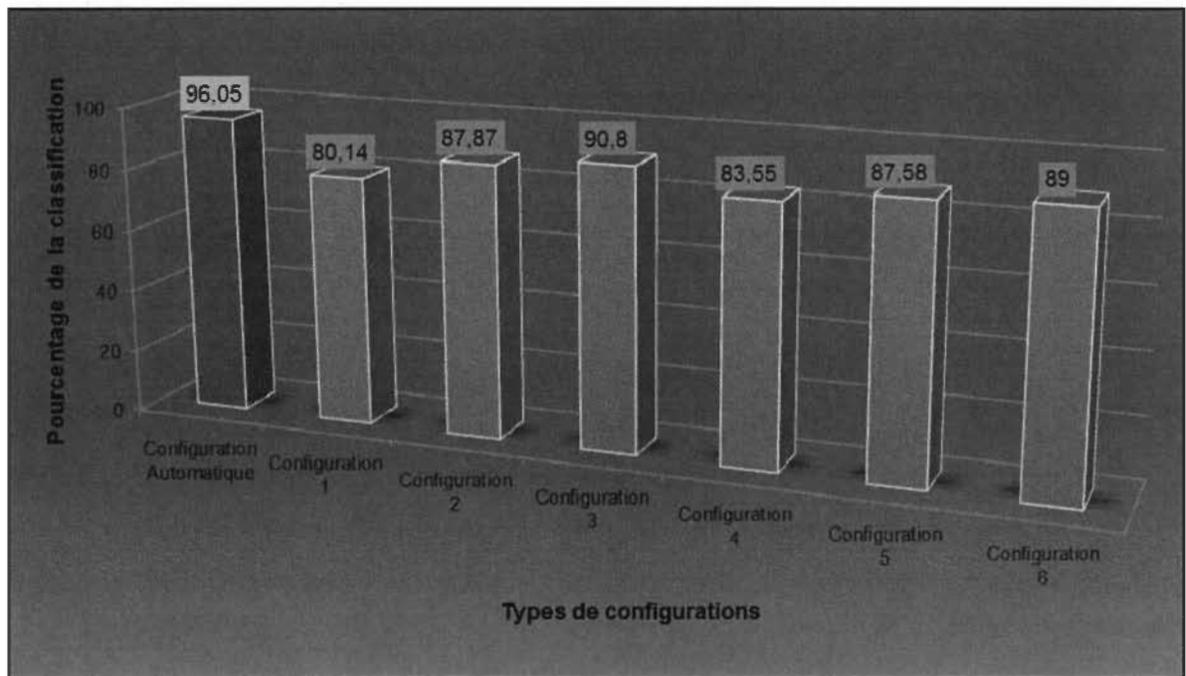


Figure 39 Précision moyenne pour les différentes configurations

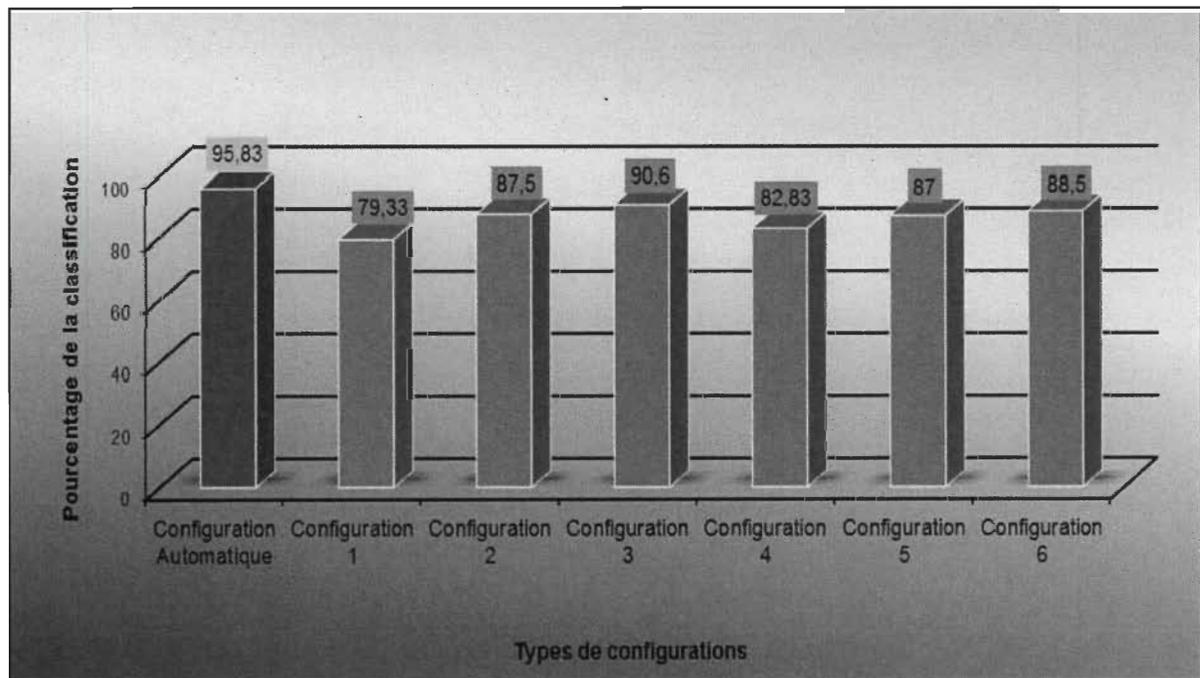


Figure 40 Rappel moyen pour les différentes configurations

D'après les résultats de la première expérience, nous avons remarqué que la configuration automatique nous donne une précision et un rappel meilleurs que ceux des autres configurations.

Le fait que notre configuration donne la meilleure précision veut dire que le pourcentage de bonnes images qu'elle retourne est le plus élevé par rapport à toutes les images retournées.

Le fait que la configuration automatique donne le meilleur rappel indique que le système localise le maximum d'images pertinentes à la requête parmi toutes les images de la base de données.

4.3.2 Deuxième expérience : Évaluation de la recherche avec vérité terrain automatique

L'objectif de cette expérience est d'exploiter la sélection des caractéristiques et des mesures lors des étapes précédentes (section 4.3.1.1 et 4.3.1.2) pour effectuer la recherche. L'algorithme utilisé est le suivant.

À chaque fois qu'il y a une image requête q :

Identifier la classe k à laquelle appartient q

Faire la recherche en utilisant C_k et M_k

Calculer la précision et le rappel pour chaque valeur du scope (Rappelons que le scope représente le nombre d'images retournées à l'utilisateur comme résultat de la recherche)

Calculer la moyenne de la précision et du rappel pour chaque configuration

Fin

La recherche peut également tirer profit de la classification en limitant l'espace de recherche aux classes proches de la requête. Par contre, on ne limite pas la recherche à la classe de la requête parce que des images provenant d'autres classes peuvent être plus proches de la requête que des images provenant de sa classe.

Dans ce qui suit, nous allons présenter les résultats de la recherche, en utilisant la courbe précision-scope $Pr=f(Sc)$. Pour chaque valeur de scope (de 1 jusqu'à 30), nous avons calculé la moyenne du pourcentage de bons résultats de chaque famille d'images dans la base de données. Par la suite, nous avons calculé la moyenne générale du pourcentage de bons résultats par rapport au scope de toutes les images dans la base de données et cela pour toutes les configurations. Nous présentons pour chaque test la courbe précision-scope $Pr=f(Sc)$ de cette moyenne.

La figure 41 montre les résultats de la recherche versus la vérité terrain automatique.

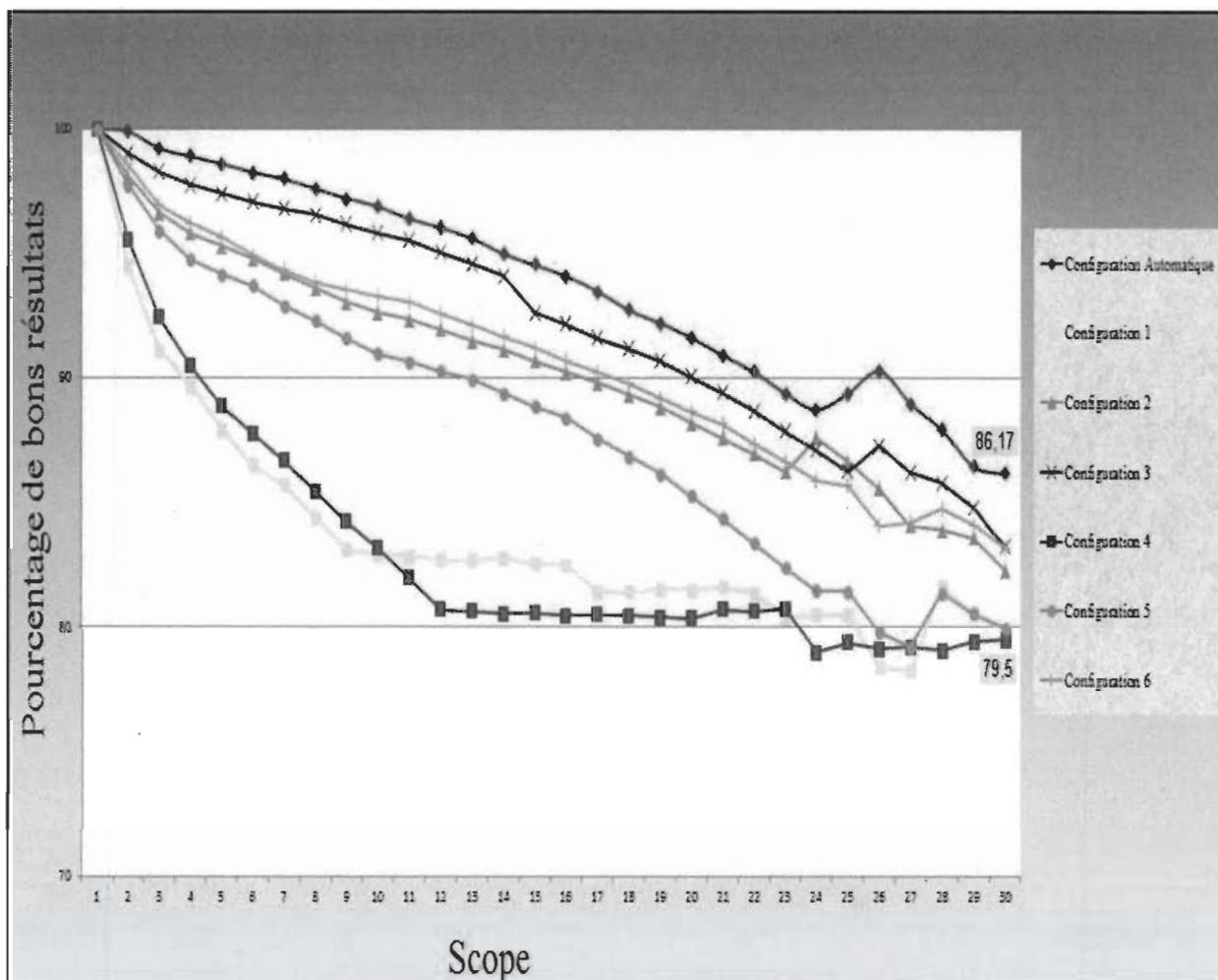


Figure 24 Précision moyenne des résultats de la recherche versus le scope de toutes les familles d'images (Vérité terrain automatique)

D'après la courbe de la moyenne des résultats de toutes les configurations, nous remarquons que la précision de la configuration automatique démarre en haut et ne décline pas très rapidement. Par exemple, la précision est encore au-dessus de 79.5%, même rendu à un scope égale à 30. Nous jugeons que ce sont de bons résultats sur une base de données de 600 images.

4.3.3 Troisième expérience : Évaluation de la recherche avec vérité terrain manuelle

L'objectif de cette expérience est d'exploiter la sélection des paires de caractéristiques et de mesures faites lors des étapes précédentes (section 4.3.1.1 et 4.3.1.2) pour effectuer la recherche.

Nous avons utilisé le même algorithme que celui présenté à la section 4.3.2.

La vérité terrain manuelle signifie que notre BD a été classifiée de façon manuelle par l'utilisateur et nous n'avons pas besoin de l'intervention de notre moteur pour faire cette classification.

Dans ce qui suit, nous allons présenter les résultats de la recherche, en utilisant les courbes : précision-scope $Pr=f(Sc)$ et rappel-scope $Re=f(Sc)$.

Les figures 41 et 42 montrent les résultats de la recherche versus la vérité terrain manuel.

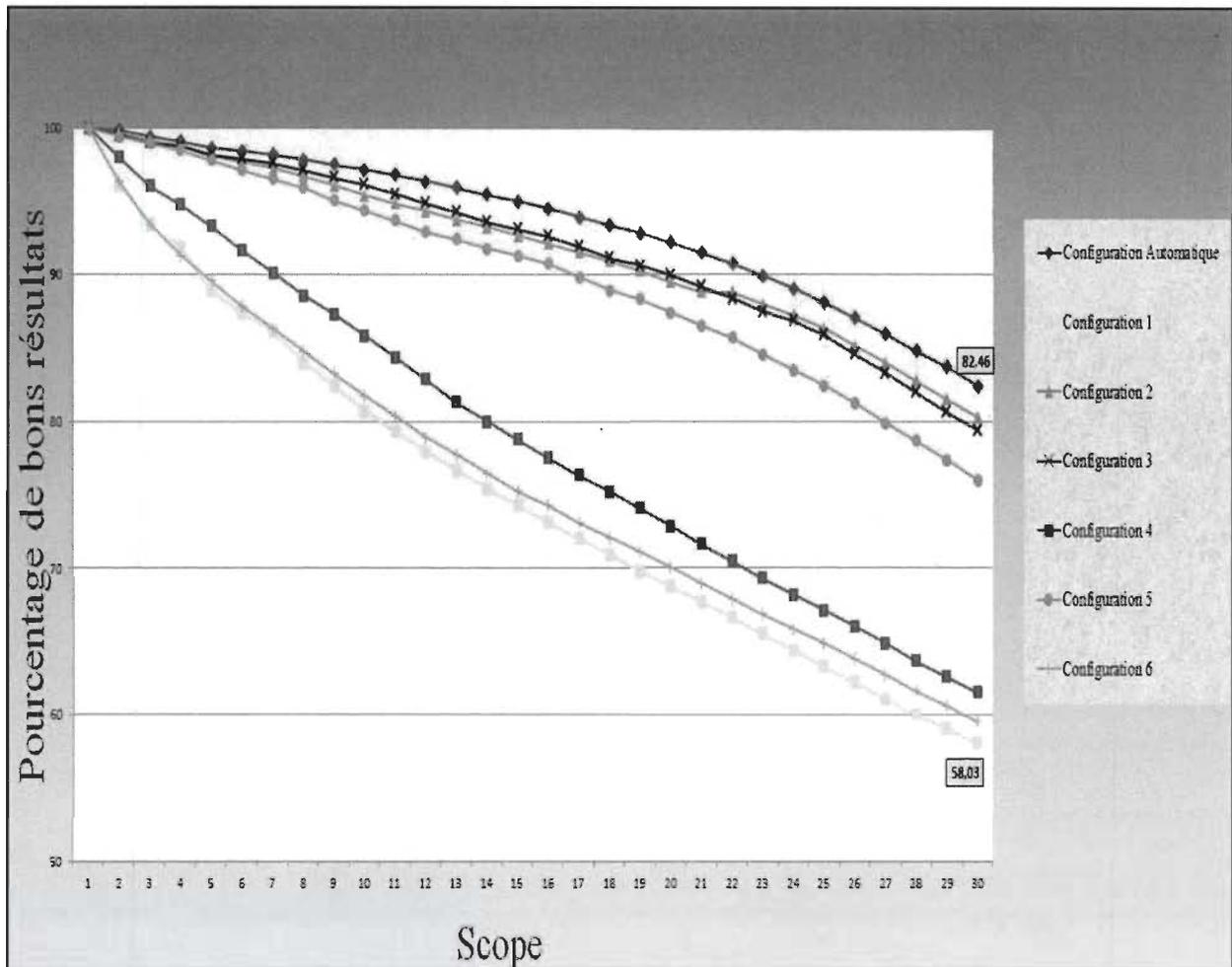


Figure 42 Précision moyenne des résultats de la recherche versus le scope de toutes les familles d'images (Vérité terrain humaine)

D'après la courbe de la moyenne des résultats de toutes les configurations, nous remarquons que la précision de la configuration automatique démarre en haut et ne décline pas très rapidement. Par exemple, la précision est encore au-dessus de 58%, même rendu à un scope égale à 30. Nous jugeons que ce sont de bons résultats sur une base de données de 600 images.

4.4 Conclusion

Notre outil de configuration automatique a démontré sa fiabilité et sa précision pour la classification et pour la recherche d'images après l'analyse des résultats de multiples expériences que nous avons réalisées. Nous avons constaté, lors de nos tests, que la classification se fait rapidement même avec des grandes bases de données, à titre exemple, 3 minutes pour classer une base de données de 400 images.

CONCLUSION GÉNÉRALE

Le but de ce projet était de développer un outil capable de configurer automatiquement les moteurs de recherche d'images afin qu'ils donnent de meilleures performances. Cet outil doit sélectionner la meilleure configuration en termes d'éléments tels que la combinaison de caractéristiques et de mesures de similarité, et ce, en fonction de la situation en cours qui est caractérisée par la requête, la base de données, etc.

Dans la première partie de ce travail, nous avons fait une description détaillée de tous les aspects de ce qu'est la recherche d'images en décrivant des domaines d'application où la recherche d'images est nécessaire. De plus, nous avons expliqué le fonctionnement d'un moteur de recherche. Pour tous ces aspects, nous avons donné les avantages et les inconvénients de chacun. Finalement, nous avons décrit la technique d'organisation pour les images de la base de données qui a pour objectif la construction d'un catalogue regroupant des images similaires. Cette technique est la navigation.

Dans le deuxième chapitre, nous avons décrit les procédures générales d'un algorithme de sélection de caractéristiques, et ce, en donnant une description détaillée de ce qu'est la sélection de caractéristiques, en faisant l'analyse de stratégies de recherche et en décrivant des méthodes de recherche qui ont été utilisées jusqu'à présent. Nous avons aussi fait la comparaison entre les méthodes en donnant les points positifs et les points négatifs de chacune des méthodes. Les caractéristiques ont été jusqu'à présent, le seul élément utilisé lors de la recherche d'images, mais nous allons démontrer que l'ajout d'ingrédients tel que les mesures de similarité augmenterait l'obtention de résultats optimaux.

Dans le troisième chapitre, nous avons présenté les étapes de fonctionnement de notre moteur de recherche d'images. Nous avons développé un outil de configuration automatique qui prend en charge les ingrédients optimaux lors de la classification et la recherche. Nous avons intégré cet outil dans un moteur de recherche d'images par le contenu que nous avons développé.

L'évaluation de notre outil de configuration automatique, présenté au quatrième chapitre, démontre que cet outil est performant et que les résultats obtenus lors de la classification et la recherche sont très satisfaisants.

Notre travail est tout à fait extensible, et d'autres membres de notre équipe de recherche travaillent déjà sur la sélection d'autres ingrédients tels que la recherche globale VS la recherche locale.

Bibliographie

- [1] R. Marée, P. Geurts, L. Wehenkel. Content-based Image Retrieval by Indexing Random Sub-windows with Randomized Trees. 8th Asian Conference on Computer Vision (ACCV), 2007.
- [2] C. Town and D. Sinclair. Language-based Querying of Image Collections on the basis of an Extensible Ontology. *Image and Vision Computing*, 22(1), January 2004.
- [3] R. W. Picard, T. P. Minka, and M. Szummer. Modeling User Subjectivity in Image Libraries. Technical Report No 382, MIT Media Lab Perceptual Computing, 1996.
- [4] J. Z. Wang, J. Li, and G. Wiederhold. SIMPLIcity: Semantics-Sensitive Integrated Matching for Picture Libraries. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(9):947-963, 2001.
- [5] Q. Iqbal, and J. K. Aggarwal. Combining Structure, Color, and Texture for Image Retrieval: A Performance Evaluation. *IEEE Intl. Conf. on Pattern Recognition*, Quebec, Canada, 2002.
- [6] M.L. Kherfi and D. Ziou. Image Collection Modeling and its Application to Indexing, Browsing and Semantic Retrieval. *IEEE Transactions on Multimedia*. 9(4):893-900, June 2007.
- [7] M.L. Kherfi and D. Ziou. Relevance Feedback for CBIR: A New Approach Based on Probabilistic Feature Weighting with Positive and Negative Examples. *IEEE Trans. on Image Processing*. 15(4): 1017-1030, April 2006.
- [8] M.L. Kherfi, D. Ziou and A. Bernardi. Image Retrieval from the World Wide Web: Issues, Techniques and Systems. *ACM Computing Surveys*, 36(1):35-67, March 2004.
- [9] M.L. Kherfi, D. Ziou and A. Bernardi. Content-Based Image Retrieval Using Positive and Negative Examples. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 14(4):428-457, December 2003.
- [10] M.L. Kherfi. Review of Human-Computer Interaction Issues in Image Retrieval. Chapitre du livre *Advances in Human-Computer Interaction*, Shane Pinder Eds., Intech, octobre 2008. ISBN : 978-953-7619-15-2.
- [11] M.L. Kherfi, and D. Ziou. A Hierarchical Classification Technique for Semantics-Based Image Retrieval. Chapitre du livre *Semantic-Based Visual Information Retrieval*, (Yu-Jin Zhang Eds.), Idea Group, décembre 2006. ISBN : 159904370X.

- [12] M.L. Kherfi and D. Ziou. Un générateur d'index pour améliorer le temps et la précision de la recherche d'images. *Traitement et analyse de l'info.: Méthodes et Applications*, Hammamet, 2007.
- [13] M.L. Kherfi and D. Ziou. An Image Indexing Tool and its Application to Medical Image Retrieval. *Intl. Conf. on Electronics Eng.*, Oran, Algeria, 2006.
- [14] M.L. Kherfi and D. Ziou. Image Retrieval Based on Feature Weighting and Relevance Feedback. *IEEE Intl. Conf. on Image Processing*, Singapore, October 2004.
- [15] M.L. Kherfi and D. Ziou. Relevance Feedback in Content-Based Image Retrieval: Learning Feature Importance from the Interaction with the User. *Corimedia Intl. Workshop on Multidisciplinary Image, Video, and Audio Retrieval and Mining*, Sherbrooke, October 2004.
- [16] M.L. Kherfi, D. Brahmi, and D. Ziou. Combining Visual Features with Semantics for a More Efficient Image Retrieval. *IEEE/IAPR Intl. Conf. on Pattern Recognition (ICPR)*, Cambridge, England, 2004.
- [17] M.L. Kherfi, D. Brahmi, and D. Ziou. Enriching CBIR with Semantic Concepts. *IEEE Intl. Symp. on Image and Video Comm. over Fixed and Mobile Networks*, Brest, France, July 2004.
- [18] M.L. Kherfi, D. Ziou, and A. Bernardi. What is Behind Image Retrieval from the World Wide Web? *Intl. Conf. on Web-Based Communities*, Lisbon, Portugal, March 2004.
- [19] M.L. Kherfi, D. Ziou, D. Brahmi and A. Bernardi. Atlas WISE: A Web-Based image Retrieval Engine. *IAPR Intl. Conf. on Image and Signal Processing (ICISP)*, Agadir, Morocco, June 2003.
- [20] M.L. Kherfi, D. Ziou and A. Bernardi. Relevance Feedback in Image Retrieval: A New Approach Using Positive and Negative Examples. *IS&T/SPIE Conf. on Internet Imaging*, Santa Clara, CA, January 2003.
- [21] Yoshiharu Ishikawa, Ravishankar Subramanya, and Christos Faloutsos. MindReader: Querying Databases through Multiple Examples. *24th Intl. Conf. Very Large Data Bases, VLDB*, 1998.
- [22] Y. Rui and T. Huang. Optimizing Learning in Image Retrieval. *IEEE CVPR*, Hilton Head, South Carolina, 2000.
- [23] N. Vasconcelos, M. Vasconcelos, Scalable Discriminant Feature Selection for Image Retrieval and Recognition, *IEEE CVPR*, Washington, D.C., 2004.
- [24] X.S. Zhou, T.S. Huang. Comparing Discriminating Transformations and SVM for Learning During Multimedia Retrieval. *ACM Multimedia Conf.*, Ottawa, Canada, 2001.

- [25] Y. Liu, J.R. Kender. Fast Video Segment Retrieval by Sort-Merge Feature Selection, Boundary Refinement, and Lazy Evaluation. *Computer Vision and Image Understanding* 91(3), 2003.
- [26] Egon L. van den Broeka, Thijs Kokb, Theo E. Schoutenb, and Louis G. Vuurpijlc. Human-centered content-based image retrieval, Center for Telematics and Information Technology (CTIT), University of Twente
- [27] T. Kato. Database architecture for content-based image retrieval. In A. A. Jambardino and W. R. Niblack, editors, *Proceedings of SPIE Image Storage and Retrieval Systems*, volume 1662, pages 112–123, San Jose, CA, USA, February 1992.
- [28] J. Eakins and M. Graham, “Content-based Image Retrieval”. Technical Report N 39, University of Northumbria at Newcastle, UK, 1999.
- [29] IEEE 1985 “Computer graphics in the detective business” *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol.5, no.4, pp.14-17, 1985
- [30] http://fr.wikipedia.org/wiki/Tim_Berners-Lee
- [31] HO Vi dai, “Association texte+ image pour l’indexation et la recherche d’image” Hanoï, Juillet 2009.
- [32] M. S. Lew, “Next generation web searches for visual content,” *IEEE Comput.*, vol. 33, no. 11, pp. 46-53, 2000.
- [33] Lew et Al., “Visual Websearching Using Iconic Queries”,*IEEE Conference, Computer vision and pattern recognition*, Hilton Head Island, SC, 788-789, vol.2, 2000.
- [34] Theo Gevers, Arnold W.M. Smeulders, “Color-based object recognition”, *ISIS, Faculty of WINS, University of Amsterdam, Journal: Pattern recognition*, 453-464, December 1998.
- [35] A.W.M. Smeulders, Th. Gervers et al., “Color Image Retrieval Workshop” *IEEE Pattern analysis and machine intelligence*, vol.22, p.1349-1380, Germany, 2000.
- [36] T. Gevers. A.W.M. Smeulders, “ThePicToSeek WWW image search system. InProceedings of the IEEE” *International Conference on Multimedia Computing and Systems*, Florence, Italy, 246–269. 1999.
- [37] M.L. Kherfi, D. Ziou, D. Brahmi et A. Bernardi, “ Atlas-Wise : A web-based image retrieval engine”, *ACM Computing survey (CSUR)*, vol.36, p.35-67, 2004.
- [38] S. Sclaroff, L. Taycher, and M. La Cascia, “ImageRover: A content-based image browser for the World Wide Web”, *IEEE Workshop on Content-based access of image and video libraries*, 1997.

- [39] J.R. Smith et S.-F. Chang, "Visually Searching the Web For content" IEEE Multimedia Magazine, 1996.
- [40] J.R. Smith et S. F. Chang, " An image and video engine for the wold-Wide web,Storage and retrieval for image and video database, V.84, p.1117-1205, 1997.
- [41] Chang et Al., "Does colorspace transformation make any difference on skin detection?" IEEE Applications of computer vision, p.275-279, 2002.
- [42] Yang et Al., " Generation of 1 region current by magnetospheric pressure gradients", Journal of Geophysical Research, 1994.
- [43] Barnard et Al., "Matching words and pictures", The journal of machine learning research, vol.3, p.1107-1135, 2003.
- [44] Wang et Al., " Simplicity: Semantics-sensitive integrate matching for picture libraries", IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2001.
- [45] Orphanoudakis et Al., " Tools and methodologies for the indexing, storage and retrieval for medical images", 1992.
- [46] Liu W, James CD, Frederick L, Alderete BE & Jenkins RB, "PTEN/MMAC1 mutations and EGFR amplification in glioblastomas". Cancer Research 1997.
- [47] Lardy, Jean-Pierre, " Méthode de tri des résultats des moteurs de recherches", Université Claude Bernard- Lyon, lettre de l'URFIST, 2000.
- [48] Cambridge university press, "Relevance feedback and query expansion" <http://nlp.stanford.edu/IR-book/pdf/09expand.pdf>
- [49] Y. Lamdan and H. Wolfson. Geometric hashing : a general and efficient model-basedrecognition scheme. In Proc. of the Int. Conf. on Computer Vision, pages 238–249,decembre 1988
- [50] S. Chang and J. Smith. Extracting multidimensional signal features for content-basedvisual query. In Proc. SPIE Symposium on Visual Communications and Signal Proces-sing, 1995
- [51] J. Beis and D. Lowe. Shape indexing using approximate nearest neighbour in high dimensional spaces. In Proc. of the IEEE Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 1000–1006, juin 1997.
- [52] Haralick, R.M., Shanmugan, K., & Dinstein, I.(1973). Textural features for image classification. IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.SMC-3(6): p.610–621, 1973.
- [53] Daugman, J. Uncertainty Relation for Resolution in Space, Spatial Frequency and Orientation Optimised by Two-Dimensional Visual Cortical Filters. Journal of the Optical Society of America, 2, p.1160-1169, 1985.

- [54] Bovik, A., Clark, M., & Giesler, W. Multichannel Texture Analysis Using Localised Spatial Filters. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12, p.55-73,1990.
- [55] M.L. Kherfi, D. Ziou, and A. Bernardi. Content-Based Image Retrieval using Positive and Negative Examples. Submitted to Journal of Visual Communication and ImageRepresentation, 2002.
- [56] Jurman, Riccadonna, Visintainer etFurlanello, "Canberra distance on ranked list", Advances and Ranking without selection, p.54, 2003.
- [57] Mahalanobis, http://fr.wikipedia.org/wiki/Distance_de_Mahalanobis, 1936.
- [58] M. J. Swain et D. H. Ballard. "Color indexing. International journal of computer vision", 7(1):p.11-32, 1991.
- [59] J. R. Smith and S. F. Chang, "Querying by color regions using the VisualSEEk content-based visual query system", M. T. Maybury, "Intelligent multimedia information retrieval", pp. 23-42, 1997.
- [60] Y. Rubner, C. Tomasi, et L. Guibas. "The earth mover distance as a metric for image retrieval". Stanford University Technical Report, 1998.
- [61] Dash, M. et Liu, H., Feature selection for classification, "Intelligent data analysis" 131-156, 1997.
- [62] John, G.H., Kohavi, R. et Pflieger, K. "Irrelevant features and the subset selection problem." Machine learning: Proceedings of the eleventh international, page 121-129, Morgan Kaufmann, 1994.
- [63] Liu, H. et Yu, L., " Toward integrating feature selection algorithms for classification and clustering", IEEE transaction on knowledge and data engineering, p.491-502, 2005.
- [64] Swain, M. et Ballard, D. "Color indexing" International journal of computer vision, Vol. 7, No. 1, p.11-32, 1991.
- [65] Haralick, R.M. "Statistical and structural approaches to texture", Proceeding of the IEEE, Vol.67, No.5, p.786-804, 1979.
- [66] Blum, A. et Rivest, R. "Training a 3-node neural network is np-complete" Machine learning: From theory to applications, vol. 661, 1993.
- [67] Kira, K. et Rendell, L.A., "The feature selection problem: Traditional methods and a new algorithm", AAAI, pages 129-134, 1992.

- [68] Liu, H. et Setiono, R. `` Feature selection and classification-a probabilistic wrapper approach``, In proceeding of the 9th International conference on industrial and engineering applications of AI and ES, page 419-424, 1996.
- [69] Liu, H. et Setiono, R., ``Incremental feature selection : Applied intelligence``, 1998.
- [70] Peng, H.C., Long, F., Ding, C., ``Feature selection based on mutual information: criteria of max-dependency, max-relevance and min-redundancy.`` IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2005.
- [71] Land, A.H. et Doig, A.G., ``An automatic method of solving discrete programming problems``, Econometrica, page 479-520, 1960.
- [72] Narendra, N.P. et Fukunaga, K., ``A brand and bound algorithm for feature subset selection``, IEEE Trans. Computer, 1977.
- [73] Mohamed Amine Bourenane. Un outil pour l'indexation des vidéos personnelles par le contenu. Mémoire de maîtrise, Université du Québec à Trois-Rivières.
- [74] Smith, J.R., & Chang, S.F. (1996). Tools and techniques for color image retrieval. In: Storage & Retrieval for Image and Video Databases IV, vol. 2670 of IS&T/SPIE Proceedings, San Jose, USA, pp. 426-437.
- [75] J. R. SMITH and S. CHANG, "Searching for Images and Videos on the World Wide Web", Columbia University, Center for Image Technology for New Media, New-York, August 1996.
- [76] B. FURHT, S. W. SMOLIAR, and H. ZHANG, "Video Processing in Multimedia Systems", Kluwer International Series In Engineering And Computer Science, pp. 377, October 1995.