

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA
Faculté des Nouvelle Technologies de l'Information et de la Communication
Département d'informatique et des technologies de l'information



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Mathématique Et Informatique

Filière : Informatique

Spécialité : Informatique Industrielle

Présenté par : AmiraLAOUBI

Thème

**Recherche d'images sémantique basée sur
la sélection automatique des concepts**

Soutenu publiquement

Devant le jury :

Le : 19/06/2014

M^r KORICHI Ahmed

M^r EUSHI Saleh

M^{elle} KORICHI Meriem

MA (A) Président UKM Ouargla

MA (B) Examineur UKM Ouargla

MA (A) Encadreur UKM Ouargla

Année Universitaire : 2013/2014

Résumé

Résumé

Les images numériques constituent une source d'informations très expressive qui joue un rôle très important dans des nombreuses activités humaines. Par conséquent, avoir des volumes croissants des bases d'images est un résultat naturel. Cependant ce volume d'images n'a aucun intérêt s'il on ne pouvait pas le retrouver facilement.

Le domaine de la recherche d'image a pour objectif de développer des outils qui aident les utilisateurs à localiser les images qu'il cherche dans un minimum de temps et avec une bonne précision. Ces outils sont appelés moteurs de recherches d'images.

Les moteurs de recherche d'images peuvent être classifiés en ceux qui exploitent leur contenu visuel (CBIR) et ceux qui exploitent les concepts sémantiques associés avec ces images (SBIR). Nous nous concentrerons sur la deuxième classe qui est la recherche d'images par les concepts sémantiques. Notre objectif est de développer un moteur de recherche sémantique à base d'ontologie pour profiter de la richesse sémantique quelle présente. Nous avons utilisé comme modèle de recherche, le modèle vectoriel qui est largement connu et utilisé dans la recherche textuelle classique.

Mots clés : image numérique, moteur de recherche d'image, CBIR, SBIR, ontologie, recherche sémantique.

SOMMAIRE

Introduction Générale

1. Contexte et problématique	1
2. Objectifs.....	2
3. Organisation du mémoire	3

Chapitre 1 La recherche d'images

1. Introduction.....	5
2. Qu'est ce qu'une image numérique.....	5
3. Moteur de recherche d'images.....	5
3.1. Architecture d'un moteur de recherche	6
3.1.1. L'indexation.....	6
3.1.2. La recherche.....	7
4. Types de requête.....	7
4.1. Requête textuelle	8
4.2. Requête par esquisse.....	8
4.3. Requête par image exemple	8
5. Indexation et recherche d'images par le contenu visuel.....	8
5.1. Extraction des caractéristiques visuelles	10
5.1.1. La description globale	10
5.1.1.1. La couleur.....	10
5.1.1.2. La texture	10
5.1.1.3. La forme.....	10
5.1.2. Description locale.....	11
5.2. Mesures de similarité.....	11
5.2.1. Distances de Minkowski.....	11
5.3. Avantages et limites de la recherche d'image par le contenu visuel.....	12
6. Indexation et recherche d'images par le contenu sémantique	13
6.1. Annotation des images.....	13
6.2. Méthodes d'annotation	14
6.2.1. L'annotation manuelle.....	14
6.2.2. L'annotation semi-automatique	15

6.2.3. L'annotation automatique.....	15
6.3. Avantage d'utilisation d'une ontologie pour l'annotation.....	15
6.4. Les ontologies	16
6.5. Indexation sémantique.....	17
6.6. Recherche sémantique	18
6.7. Avantages et limites de la recherche d'image par le contenu sémantique	19
7. Conclusion	20
Chapitre 2 Les modèles de recherche d'information	
1. Introduction.....	22
2. Modèles booléens.....	22
a. Modèle booléen standard	22
b. Modèle booléen étendu	23
3. Modèle probabiliste.....	23
4. Modèle vectoriel standard.....	25
a. Pondération des termes dans le modèle vectoriel.....	26
b. Avantages et limites du modèle vectoriel	27
5. Conclusion	28
Chapitre 3 Présentation de notre moteur de recherche	
1. Introduction.....	30
2. Conception de notre ontologie « Onto_Animal»	30
3. Architecture générale de notre moteur de recherche.....	32
3.1. L'étape d'indexation (offline) :	33
3.2. L'étape de recherche (online)	34
3.2.1. Formulation de la requête	34
3.2.2. Présentation du modèle de recherche	34
3.2.3. Affichage de résultats	36
4. Implémentation de notre ontologie « onto_Animal » orienté terminologie	36
5. Implémentation de notre moteur de recherche.....	37
5.1. Interface de la formulation de la requête	37
5.2. Affichage des résultats.....	38
6. Conclusion	38
Conclusion générale	40
Bibliographie.....	41

Liste des Figures

Figure 1 : Architecture générale d'un moteur de recherche d'images [Bedouhene]	6
Figure 2 : Trois façons pour donner une requête dans CBIR [Th_ lan 05].	8
Figure 3 : Principe de la recherche d'image par le contenu visuel	9
Figure 4 : Résultats de la recherche avec le mot « Lunch ».	13
Figure 5 : Principe de la recherche d'image par le contenu sémantique	19
Figure 6 : Notre Ontologie.....	32
Figure 7 : Architecture de notre moteur de recherche.....	33
Figure 8 : La structure de fichier d'annotation des images.	34
Figure 9 : construction du vecteur des images.....	35
Figure 10 : Construction du vecteur de la requête	36
Figure 11 : Notre ontologie sous protégé	37
Figure 12 : Interface de recherche de notre moteur de recherche	37
Figure 13 : Affichage de résultats sous notre moteur.....	38

Introduction générale

1. Contexte et problématique

Avec la révolution numérique de ces dernières décennies, la quantité de bases d'images a explosé. La mise à la portée de chacun d'appareils photos numériques, scanners, webcams et téléphones portables, la montée en puissance des capacités de calcul et de stockage des ordinateurs ainsi que la démocratisation d'Internet, ont contribué à cette explosion. Cette disponibilité d'information a cependant donné naissance à un nouveau besoin que l'on ne connaissait pas auparavant : celui de localiser les images voulues en un temps raisonnable. Ceci a stimulé l'émergence d'un nouveau domaine de recherche qui est aujourd'hui en plein essor, en l'occurrence la recherche d'images. L'objectif principal de ce domaine de recherche est de développer des outils capables d'aider l'utilisateur à localiser les images recherchées en un temps raisonnable. Ces outils sont généralement appelés : moteurs de recherche d'images. C'est dans ce sens que s'inscrit notre travail.

Les moteurs de recherche d'images peuvent être classifiés en deux catégories :

- La première catégorie exploite le contenu visuel des images (Content-Based Image Retrieval : CBIR) : Dans ce mode , l'utilisateur est généralement appelé à choisir des images exemples qui ressemblent à ce qu'il cherche. La recherche est effectuée en mesurant la similarité entre les caractéristiques de bas niveaux de la requête et celle des images de la collection.
- La deuxième catégorie exploite les concepts sémantiques associés avec les images. Ce mode permet à l'utilisateur de formuler sa requête en composant une requête textuelle. La recherche est effectuée en comparant les termes contenus dans la requête avec les annotations textuelles qui représentent les images de la collection.

Nous nous concentrerons sur la deuxième classe qui est la recherche d'images par les concepts sémantiques.

Dans la recherche textuelle classique, les moteurs se limitent à retourner à l'utilisateur les images annotées explicitement avec les concepts présents dans la requête. Cependant, il a été noté qu'une image peut ne pas être annotée avec les concepts de la requête alors qu'elle est tout à fait pertinente à ces derniers. Nous tentons justement dans ce travail de pallier à cette lacune. En d'autres termes, nous tentons de développer un outil capable de retrouver les images annotées avec les concepts présents explicitement dans la requête ainsi que celles annotées avec des concepts ayant une relation avec ces derniers.

Parmi les outils qui ont été souvent utilisés pour représenter la sémantique, il y a les ontologies et c'est précisément cet outil que nous utilisons dans cette recherche.

2. Objectifs

Dans notre travail, nous essayons de tirer profit des avantages de la recherche d'images à base d'ontologies et ce en essayant d'améliorer la qualité de la recherche et la précision des résultats retournés à l'utilisateur à travers la compréhension de ce que veut exactement ce dernier. Nous effectuons une analyse approfondie des concepts choisis par l'utilisateur dans sa requête. Notre objectif est le développement d'un mécanisme de sélection automatique des concepts sémantiques à utiliser pour effectuer la recherche.

Dans notre travail nous nous concentrons sur les ontologies hiérarchiques qui permettent de modéliser la relation entre une sous-classe et sa classe mère.

Le travail peut être divisé en deux grandes étapes :

- La première étape est appelée raffinement de la requête : dans cette étape nous allons analyser les concepts choisis par l'utilisateur afin de déterminer ce qu'il cherche exactement. Le résultat de cette étape est un ensemble de concepts sémantiques qui peuvent appartenir aux différents niveaux d'abstraction dans l'ontologie.
- La deuxième étape est l'étape de la recherche : cette étape utilise le résultat de la première étape. Elle utilise l'ontologie pour trouver tous les concepts qui ont une relation avec les concepts initiaux de la requête et avec un modèle de recherche, elle retourne les images pertinentes à l'utilisateur.

Dans ce mémoire nous allons travailler uniquement sur la deuxième étape.

Dans le domaine de la recherche d'information textuelle classique, plusieurs modèles de recherche ont prouvé leurs efficacités. Nous allons tirer profits de ces modèles en les exploitant dans le domaine de la recherche d'images. Il suffit de considérer une image comme un document textuelle.

3. Organisation du mémoire

Notre mémoire est organisé en trois chapitres. Il commence par cette introduction générale et se termine par une conclusion générale :

Dans **Le chapitre 1**, nous dressons un état de l'art du domaine de la recherche d'images. Nous commençons dans une première section, par la présentation des moteurs de recherches d'images, leurs architectures ainsi que ses manières d'interaction avec l'utilisateur. Ensuite dans une deuxième section, nous allons présenter les deux catégories principales des moteurs de recherches d'images. Nous allons détailler la catégorie des moteurs de recherche par le contenu sémantique à base d'ontologie qui nous intéresse.

Le chapitre 2 présente les principaux modèles de recherche d'informations classiques qui peuvent être adaptés au domaine de la recherche d'images. Nous allons présenter les avantages et les limites de chaque modèle. Enfin nous justifions le choix du modèle que nous allons utiliser.

Dans **le chapitre 3**, nous allons présenter notre moteur de recherche. Ce chapitre rassemble les deux étapes : conception et réalisation. Nous allons commencer par la conception de notre ontologie sur le domaine des animaux. Ensuite, Nous présentons notre modèle de recherche qui est à la base du modèle vectoriel classique mais adapté au domaine de la recherche d'images. Enfin nous allons présenter le processus d'implémentation de notre moteur de recherche.

Dans **la conclusion générale**, nous présenterons les principaux points de ce travail et quelques perspectives qui peuvent en découler.

Chapitre 1 :

La recherche d'images

1. Introduction

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

Pour gérer et utiliser efficacement ces bases d'images, un système de recherche d'images est nécessaire. C'est pourquoi le sujet de la recherche d'images devient un sujet très actif dans la communauté internationale depuis plus d'une dizaine d'années.

Dans ce chapitre nous allons parler sur les moteurs de recherches d'images en générale, leur architecture, ses différents types. Nous allons se concentrer sur les moteurs des recherches d'images par le contenu sémantique que nous intéresse dans notre mémoire.

2. Qu'est-ce qu'une image numérique

La définition du terme « image » lui-même, telle qu'elle est donnée par le Petit Robert, englobe une multitude de significations distinctes. Cela va de la « reproduction exacte ou représentation analogique d'un être, d'une chose », à la « représentation mentale d'origine sensible » ou à des concepts plus physiques comme un « ensemble des points » où vont converger des rayons lumineux (cas des images optiques).

Le terme d'image numérique désigne, dans son sens le plus général, toute image qui a été acquise, traitée et sauvegardée sous une forme codée représentable par des nombres (valeurs numériques). C'est cette forme numérique qui permet une exploitation ultérieure par des outils logiciels sur ordinateur.

3. Moteur de recherche d'images

L'objectif d'un système de recherche d'images est, étant donné un ensemble d'images (ou corpus), de permettre à ses utilisateurs d'accéder le plus rapidement possible aux images qui correspondent à leurs besoins, et uniquement ceux-ci. [Pierre 10]

3.1. Architecture d'un moteur de recherche

Un moteur de recherche d'images est décomposé en deux phases : phase d'indexation et phase de recherche.

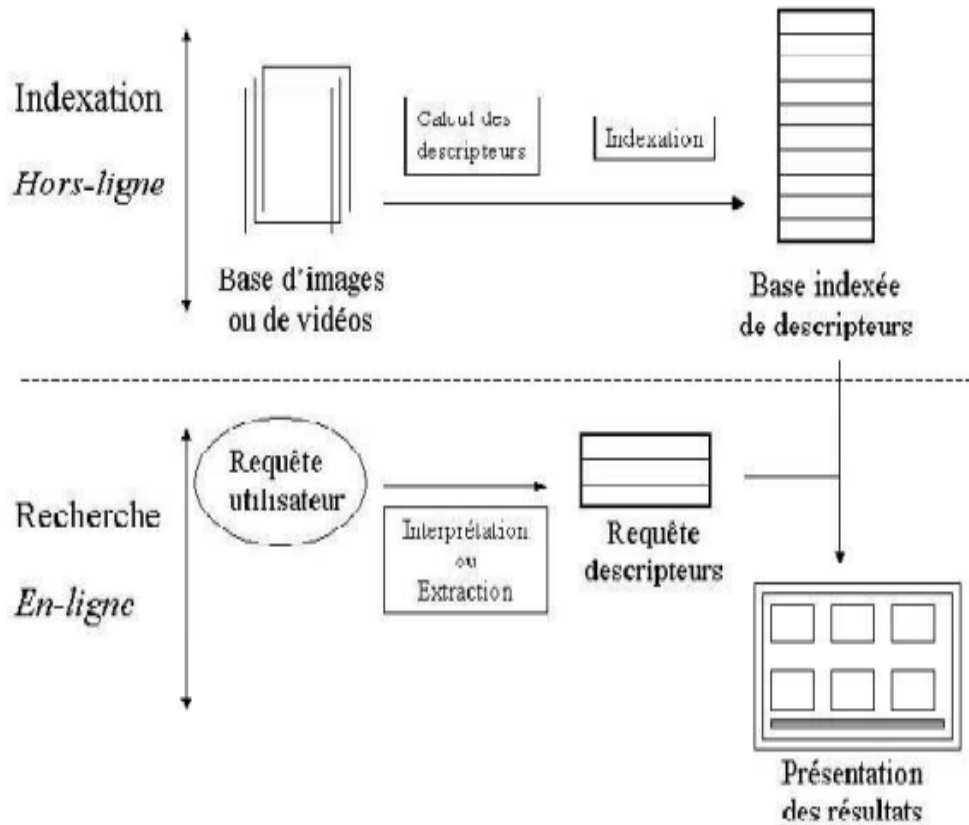


Figure 1 : Architecture générale d'un moteur de recherche d'images [Bedouhene]

3.1.1. L'indexation

L'étape d'indexation est effectuée hors ligne, dans cette étape des caractéristiques sont automatiquement extraites à partir de l'image et stockées dans un vecteur numérique appelé descripteur. Grâce aux techniques de la base de données, on peut stocker ces caractéristiques et les récupérer rapidement et efficacement.[Th_lan05].

On peut classer les descripteurs en deux catégories, qui correspondent à deux niveaux d'interprétation des images :

- + **Descripteur visuel ou physique** : il s'agit à ce niveau de caractéristiques représentant les propriétés physiques des images : couleur(s) dominante(s), luminosité, présence de textures données...etc. Ces caractéristiques ne correspondent pas directement à des objets ou des concepts particuliers (par exemple, une pomme) mais uniquement à une description visuelle que l'on pourrait en faire (objet rouge et de forme ronde)[Pierre

10]. Le contenu de l'image n'est pas, ou peu, interprété (définition des couleurs, des caractéristiques de textures. . .). On parle dans ce cas de descripteurs de bas-niveau ;

✚ **Descripteur sémantique** : à ce niveau, on décrit directement les images en fonction des objets (visage, voiture. . .) ou des concepts (nuit, réunion. . .) qui les composent. On obtient donc une description directement liée au sens porté par l'image, et non plus à son simple aspect visuel [Pierre 10]. À ce niveau, le contenu physique des images est fortement interprété, pour obtenir une description du sens de l'image, et non plus de son aspect visuel. On parle alors de descripteurs de haut-niveau.

3.1.2. La recherche

La deuxième étape est l'étape de recherche dit, en ligne consiste à extraire le vecteur descripteur de l'image requête proposer par l'utilisateur et le comparer avec les descripteurs de la base de données en utilisant une mesure de distance. Le système renvoi le résultat de la recherche dans une liste d'images ordonnées en fonction de la similarité entre leurs descripteurs et le descripteur de l'image requête.

L'efficacité de la recherche est évaluée en fonction du nombre d'images pertinentes et non pertinentes, pour la requête, retrouvées dans une base : une recherche permettant de retrouver, dans une base d'images, toutes les images pertinentes pour la requête, et aucune image non pertinente, est parfaitement efficace.

4. Types de requête

L'interaction entre l'utilisateur et le moteur est effectué par le biais d'une requête Il existe trois façons de faire une requête dans un système d'indexation et recherche des images : soit une requête par texte, soit une requête par esquisse, soit une requête par exemple.

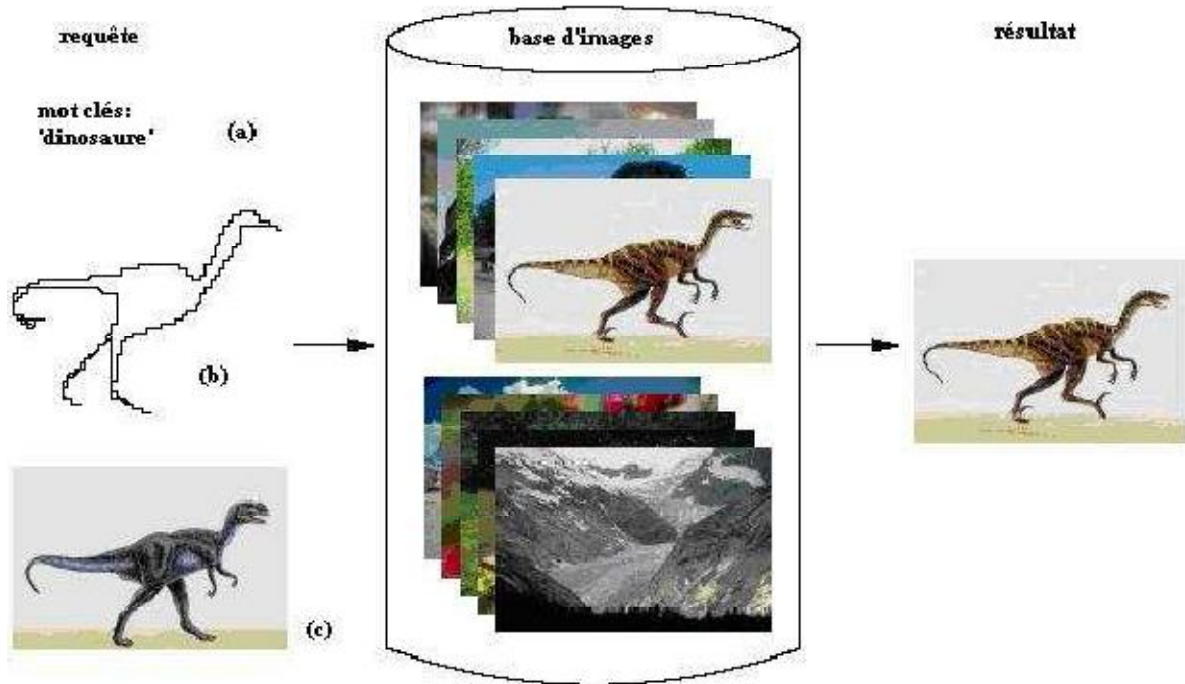


Figure 2 : Trois façons pour donner une requête dans CBIR [Th_ lan 05].

4.1. Requête textuelle

L'utilisateur exprime ses besoins en fournissant un ou plusieurs mots-clés, qui peuvent être combinés à l'aide de connecteurs logiques tels que ET, OU et NON. Le texte peut être aussi des concepts d'une ontologie.

4.2. Requête par esquisse

Dans ce cas le système donne des outils à l'utilisateur qui lui permet de dessiner des images requêtes.

4.3. Requête par image exemple

L'utilisateur exprime ses besoins à travers une image exemple. Dans ce cas, il existe plusieurs façons de formuler la requête :

- Le système choisit quelques images au hasard dans la base d'images et les montre à l'utilisateur,
- l'utilisateur parcourt la base d'images et choisit une requête,
- l'utilisateur donne son image requête.

5. Indexation et recherche d'images par le contenu visuel

Les systèmes d'indexation et recherche d'images par le contenu visuel permettent de rechercher les images d'une base en fonction de leurs caractéristiques visuelles.

Ces caractéristiques, encore appelées caractéristiques de bas-niveau sont des représentations de la couleur, la texture, la forme,...etc. [Barrat09]

Le principe de cette technologie respecte les deux grandes phases de l'architecture d'un moteur de recherche d'image décrit précédemment. L'étape d'indexation consiste à extraire les caractéristiques visuelles significatives de l'image toute entière ou de certaines parties (régions) de celle-ci.

La phase de recherche est la mise en adéquation entre les attributs choisis pour décrire les images des bases et les requêtes visuelles des usagers afin d'obtenir un appariement satisfaisant. L'appariement se fait grâce à des mesures de distances entre les caractéristiques ou des mesures de similarité globales entre deux images.

Une fois que la similarité entre une image requête et chaque image de la base d'images est calculée, on peut ordonner les images de la base de la plus pertinente à la moins pertinente, et présenter le résultat à l'utilisateur. L'image la plus pertinente est celle qui a le plus grand degré de similarité avec l'image requête.

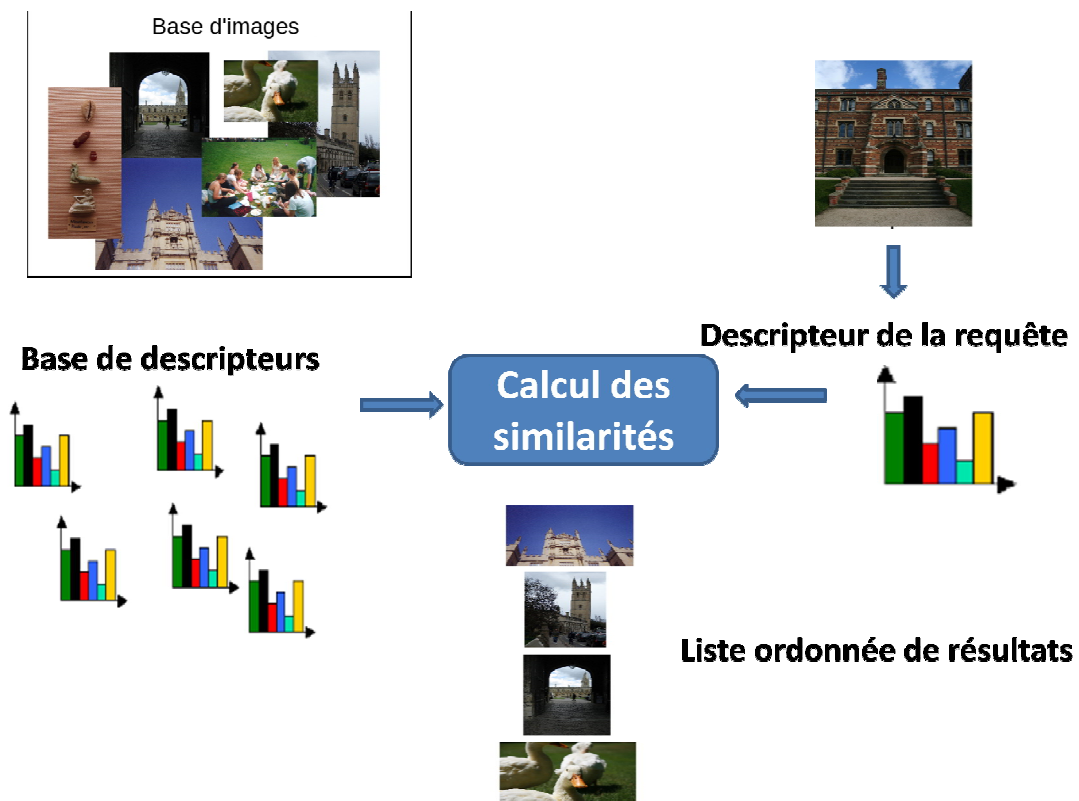


Figure 3 : Principe de la recherche d'image par le contenu visuel

5.1. Extraction des caractéristiques visuelles

Pour faire l'indexation et la recherche d'images, on extrait automatiquement des caractéristiques d'image et les stockées dans un vecteur numérique appelé descripteur visuel. Il y a principalement deux approches pour les caractéristiques qui peuvent être extraites [Bedouhene]. La première est la construction de descripteurs globaux à toute l'image. Dans ce cas, il s'agit de fournir des observations sur la totalité de l'image. La seconde approche est locale consiste à calculer des attributs sur des portions restreintes de l'image. Le choix des caractéristiques extraites est souvent guidé par la volonté d'invariance ou de robustesse par rapport à des transformations de l'image [Bedouhene].

5.1.1. La description globale

5.1.1.1. La couleur

La couleur est une caractéristique riche d'information et très utilisée pour la représentation des images. Elle est le premier descripteur qui est utilisé pour la recherche d'images [Th_ lan 05]. Une couleur est généralement représentée par trois composantes. Ces composantes définissent un espace de couleurs. Il existe plusieurs espaces colorimétriques qui ont chacun certaines caractéristiques intéressantes. Tel que l'espace RGB, HSV.....etc.

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

5.1.1.2. La texture

Une texture se caractérise par la répétition d'un motif ou de quelques éléments. Plus précisément, la texture peut être vue comme un ensemble de pixels (niveaux de gris) spatialement agencés selon un certain nombre de relations spatiales, ainsi créant une région homogène .De nombreuses approches et modèles [Th_ lan 05] ont été proposées pour la caractérisation de la texture. Parmi les plus connues, on peut citer : les matrices de cooccurrence.

5.1.1.3. La forme

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

5.1.2. Description locale

Les caractéristiques présentées précédemment sont calculées de façon globale sur toute l'image. Cependant, les utilisateurs ont besoin encore de chercher un objet ou une partie dans la base d'images. Et les caractéristiques globales ne peuvent pas donner les résultats désirés. Supposant qu'une image composée de plusieurs objets, avec les caractéristiques (couleurs, textures et formes) le vecteur de caractéristiques globales extrait à partir de l'image entière n'a pas assez des informations locales (les objets). Donc par conséquent, le système doit utiliser des caractéristiques locales.

- **Description globales vs locales**

L'extraction de descripteurs visuels sur l'image entière (descripteurs globaux) permet de réduire le nombre de calculs nécessaires, la taille de la base de données ainsi que le coût des recherches des images les plus similaires. Cependant, l'approche globale ne permet pas une recherche efficace d'objets (au sens large) dans l'image. A l'inverse, les descripteurs extraits d'une partie de l'image (descripteurs locaux) sont efficaces, mais coûteux.

5.2. Mesures de similarité

Pour rechercher les images les plus similaires à une image-exemple ou pour les regrouper il faut pouvoir mesurer la similarité (ou la dissimilarité) des images. Lorsqu'un utilisateur lance une requête, le système de recherche d'images effectue une mesure entre le descripteur de la requête et les descripteurs des images de la base dans l'espace des attributs. Les images sont considérées similaires si la distance entre eux est faible. Pour cela, la complexité de calcul de la distance doit être raisonnable puisque la tâche de recherche s'effectue en temps réel.

5.2.1. Distances de Minkowski

L'approche la plus simple pour mesurer la similarité entre deux images correspond aux distances de Minkowski. Cette distance L_r est définie par :

$$L_r(I_1, I_2) = \left[\sum_{i=1}^n |I_1(i) - I_2(i)|^r \right]^{\frac{1}{r}}$$

Où $r \geq 1$ est le facteur de Minkowski et n la dimension de l'espace caractéristique.

Pour $r=1$, on obtient la distance de Manhattan ou city block:

$$L_1(I_1, I_2) = \sum_{i=1}^n (|I_1(i) - I_2(i)|)$$

Pour $r=2$, on obtient la distance Euclidienne :

$$L_2(I_1, I_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (I_1(i) - I_2(i))^2}$$

La distance euclidienne est invariable aux translations et aux rotations des données dans l'espace des attributs et couramment utilisée dans des espaces à 2 ou 3 dimensions.

5.3. Avantages et limites de la recherche d'image par le contenu visuel

La recherche par le contenu visuel comporte un certain nombre d'avantages, dont :

- Le fait qu'elle peut être utilisée même si la base d'images ne comporte aucun texte.
- Elle s'applique bien aux images très complexes et celles qui contiennent une multitude d'objets qui ne peuvent être décrites avec du texte.
- Elle permet d'atteindre un niveau de raffinement que le texte ne permet pas.
- Le contenu des images est plus objectif que le texte.

Mais le problème de la recherche d'images par le contenu visuel est qu'il a beaucoup de difficulté à capter la sémantique des images (problème de Le fossé sémantique (*the semantic gap*)).

▪ Le fossé sémantique

Représente le problème de manque de lien entre le contenu visuel d'une image et les concepts sémantiques qu'on peut lui associer.

Exemple :

Imaginons par exemple un utilisateur qui est à la recherche d'images que l'on peut associer au concept « Lunch ». Une recherche sur le Web en utilisant Google Image a fourni les résultats de la Figure 4. Bien que toutes ces images décrivent ce concept, il y a peu ou pas de ressemblance visuelle entre elles. Comment veut-on alors que la recherche par le contenu puisse répondre à une telle requête ?



Figure 4 : Résultats de la recherche avec le mot « Lunch ».

6. Indexation et recherche d'images par le contenu sémantique

La recherche sémantique d'images rassemble l'ensemble des techniques qui visent à donner une description plus riche des images que les simples descripteurs de bas-niveau. Ces techniques s'attachent à identifier le contenu sémantique des images (présence d'objets, de personnes, de concepts précis) plutôt que leur aspect visuel [Pierre 10]. La description sémantique d'images passe par l'utilisation de mots pour décrire les images, à la place ou en complément des descripteurs bas-niveau.

Parmi les méthodes proposées pour réaliser une description sémantique des images, on peut citer les techniques d'annotation d'images. [Pierre 10]

6.1. Annotation des images

Plusieurs définitions ont été attribuées au terme annotation parmi ces définitions nous pouvons citer :

- « Une annotation est une information graphique ou textuelle attachée à un document et le plus souvent placée dans ce document ». [Amourache 08]
- « un commentaire sur un objet tel que le commentateur veut qu'il soit perceptiblement distinguable de l'objet lui-même et le lecteur l'interprète comme perceptiblement distinguable de l'objet lui-même ». [Amourache 08]
- « un commentaire libre situé à l'intérieur de la ressource documentaire ». [Boucetta 08]

Dans le cadre du Web, il existe un type particulier d'annotation appelée annotation sémantique, c'est à dire interpréter une ressource ou donner sa signification par une description formelle.

L'annotation sémantique est définie comme une représentation formelle d'un contenu, exprimée à l'aide de concepts, relations et instances, décrits dans une ontologie, et reliées à la ressource documentaire source ». [Boucetta 08]

Les annotations sémantiques décrivent le lien entre les entités qui se trouvent dans la ressource d'information (document, image vidéo,...etc) et leurs descriptions sémantiques représentées dans l'ontologie. Elles permettent ainsi de désambiguïser et d'interpréter les ressources, en faisant référence à une connaissance (habituellement une ontologie) séparée, avec une richesse sémantique considérable. Comme elles servent dans beaucoup de traitements automatiques tels que la classification et la recherche d'informations.[Taibaoui 13]

6.2. Méthodes d'annotation

Il existe trois types d'annotation d'images : manuelle, semi-automatique et automatique.

6.2.1. L'annotation manuelle

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

Dans le cas d'une annotation sémantique, l'annotation manuelle consiste simplement à mettre en place une interface utilisateur dans laquelle l'utilisateur humain peut sélectionner la ressource à annoter, choisir le modèle formel servant à la création des annotations sémantiques, tout en respectant les contraintes imposées par le modèle formel, créer les annotations voulues sur la ressource sélectionnée. [Amourache 08]

L'annotation manuelle est risqué de devenir obsolète sur le long terme, car on doit faire face à des corpus d'images de plus en plus volumineux et dont le contenu évolue régulièrement. Néanmoins, tel que rapporté dans [Savoy 05], l'annotation manuelle est plus performante que l'annotation automatique, car les annotateurs organisent les données et choisissent leurs termes d'annotation de façon à retrouver facilement les images.

6.2.2. L'annotation semi-automatique

L'annotation semi-automatique, comme son nom l'indique, se divise en une première phase qui s'effectue manuellement et une deuxième qui s'effectue automatiquement.

La phase manuelle, elle consiste à faire une annotation manuelle d'un échantillon d'informations seulement. Puis on procède dans la deuxième phase à une propagation de l'annotation.

L'annotation semi-automatique s'appuie généralement sur un moteur d'extraction d'informations qui est intégré dans un outil d'annotation. Il suggère des annotations à l'utilisateur qui peut ensuite les valider manuellement. [Amourache 08]

6.2.3. L'annotation automatique

L'annotation automatisée est entièrement réalisée par un outil d'extraction d'informations qui est intégré dans l'outil d'annotation. Le traitement automatique consiste à :

1. Identifier automatiquement, dans la ressource à annotée, les éléments qui sont pertinents.
2. Déterminer quels sont les concepts de l'ontologie les plus répondus, pour annoter chacun de ces éléments. [Amourache 08]

Pour le texte, l'automatisation se repose sur un apprentissage à partir d'un corpus constitué d'éléments marqués par un expert. Le marquage associe à chaque concept de l'ontologie des éléments du page en rapport avec ce concept. Des mécanismes de raisonnement exploitant l'ontologie sont utilisés pour déterminer le concept le plus spécifique avec lequel un élément doit être annoté. Cependant pour l'image ou la vidéo, il n'existe pas à l'heure actuelle des méthodes automatiques proprement dites. [Amourache 08]

6.3. Avantage d'utilisation d'une ontologie pour l'annotation

L'utilisation d'une ontologie pour faire des annotations de contenu sémantique, est une solution très efficace. Car une ontologie présente une richesse sémantique décrivant un domaine spécifique sous forme des concepts et relations entre eux. Les annotations sémantiques à base d'ontologie sont développées actuellement autour du web sémantique, et semble l'approche la plus prometteuse pour partager, chercher et exploiter efficacement les ressources d'information. [Ben Cheikh 11] Les annotations sémantiques sont:

- Persistantes et Implicites : car elles font référence à une connaissance séparée de la ressource (une ontologie).

- Opérationnelles : car elles sont destinées à être traitées par des machines.

6.4. Les ontologies

L'ontologie est une technologie informatique appartenant au champ de l'ingénierie des connaissances, apparue dans les années 80. Cette technologie a suscité l'intérêt de la communauté scientifique.

Plusieurs définitions d'ontologies ont été proposées. Nous retenons ici la définition suivante : «C'est une représentation formelle, explicite, référençable et consensuelle de l'ensemble des concepts partagés d'un domaine sous forme de classes, de propriétés et de relations qui les lient ». Les termes les plus importants dans cette définition sont donc :

-**Formelle** : l'ontologie est définie dans un langage traitable par la machine.

-**Explicite** : l'ensemble des concepts et propriétés d'une ontologie sont spécifiés explicitement.

-**Référenciable** : signifie que tout concept de l'ontologie peut être référencé de manière unique afin d'expliquer la sémantique de l'élément référençant.

- **Consensuelle** : signifie que l'ontologie est admise et acceptée par l'ensemble des acteurs d'une communauté. [Khoury09]

Plusieurs autres définitions du concept ontologie ont été proposées. Ces définitions sont souvent des raffinements de définitions déjà proposées et/ou sont complémentaires avec elles.

Les composantes des ontologies

Une ontologie se compose des éléments suivants : les concepts d'un domaine, modélisés par les classes et leurs attributs, les relations entre ces concepts, et les axiomes.[Khoury 09]

1. Les concepts

Un concept peut se définir comme une entité composée de trois éléments distincts :

Le terme : exprimant le concept en langage naturel.

Notion ou intension du concept : la signification du concept.

Les objets dénotés par le concept, appelés également « réalisations » ou « extensions » du concept.

Prenons l'exemple du concept VOITURE. Le terme de ce concept est le nom commun voiture. Sa notion est d'être un véhicule de transport à roues. Son extension est l'ensemble des marques de voitures existantes (Renault, Kia ...). [Khoury 09]

2. Les classes

Elles représentent le centre d'intérêt de l'ontologie et décrivent les concepts d'un domaine. Une classe peut avoir des sous-classes qui représentent des concepts plus spécifiques que la super classe (ou classe supérieure). [Khouri 09]

Une classe peut avoir des instances. Ces instances sont des entités réelles de cette classe. Elles sont une représentation des extensions du concept. Par exemple : Renault est une instance de la classe Voiture. Il est à noter qu'une ontologie ainsi que l'ensemble des instances de toutes ses classes constituent une base de connaissances.

3. Les attributs

Les attributs décrivent les propriétés des classes et des instances de l'ontologie.

4. Les relations

Désignent les associations existantes entre les concepts de l'ontologie. La relation principale dans une ontologie est la relation d'hierarchie ou de subsumption « is-a » ou « est-un » (sous classe d'une classe), elle fournit une taxinomie de l'ontologie. Ainsi, il peut exister d'autres types de relations sémantiques entre les concepts.

Il est important de signaler que la richesse sémantique d'une ontologie dépend fortement à la définition des relations sémantiques.

5. Les axiomes

Désignent les assertions acceptées comme vraies dans le domaine étudié. Les axiomes et les règles permettent de vérifier la cohérence d'une ontologie, et aussi d'inférer de nouvelles connaissances. Exemple : « Si deux personnes sont frères, alors il existe quelqu'un qui est la mère

6.5. Indexation sémantique

En phase d'indexation, chaque image est analysée et les concepts caractérisant son contenu informationnel sont extraits.

Une fois qu'un ensemble concepts a été constitué pour chaque image de la base, il est parfois nécessaire de les organiser de façon à pouvoir retrouver, ensuite, le plus rapidement possible des images recherchées. En effet, l'organisation des données n'est pas obligatoire, mais, dès lors que la base de recherche devient conséquente et que les méthodes de recherche utilisées nécessitent le stockage des données textuelles, elle devient vivement conseillée. Cette organisation consiste à la construction de structures de données, appelées index.

Les deux formes d'index les plus populaires sont les « fichiers inversés »[Harman 92] et les « signatures numériques »[Faloutsos 92]. Un index sous forme de fichier inversé est une liste

associant, à chaque concept d'indexation, les identifiants des images indexées par ce concept. Dans le cas des signatures numériques, l'indexation se fait par table de hachage. Une fonction de hachage associe une signature à chaque image à partir des concepts l'indexant. Certaines études ont montré que les fichiers inversés sont en général plus performants, en termes de rapidité de recherche, pour l'indexation de données textuelles, que les signatures numériques. Cependant, les signatures permettent de construire l'index plus rapidement et semblent donc plus appropriées pour la recherche dans de grandes bases de données où le vocabulaire est large [Carterette 05].

Outre ces deux méthodes d'indexations, les bases de données, qui gèrent leur propre système d'index (en général des B-arbres, plus connus sous le nom de B-trees, en anglais), peuvent être utilisées pour organiser les termes d'indexation décrivant les images.

Enfin, les concepts d'indexation peuvent être pondérés. Cette pondération consiste à associer un poids d'importance (ou degré de représentativité) à chaque concept d'une image.

6.6. Recherche sémantique

Une fois les images indexées, le problème est de pouvoir les retrouver simplement.

La recherche d'images se traduit alors par la mise en correspondance des représentations sémantiques des images et d'une représentation sémantique de la requête. La mise en correspondance peut se faire grâce à des modèles de recherche d'information (RI) dans les documents textuels [Pierre 10]. On peut aussi parler de modèle de recherche de documents textuels, car ces modèles permettent de déterminer si un document répond ou ne répond pas à une question (requête). Pour adapter ces modèles à la recherche d'images, il suffit de considérer chaque image comme un document composé des concepts la décrivant et préalablement extraits. L'indexation permet de déterminer ces concepts représentatifs des images et des requêtes (leur représentation sémantique), mais c'est le modèle de recherche qui va permettre d'interpréter et reformuler les requêtes à partir des concepts les représentant, en vue de calculer le degré de similarité entre les requêtes et chaque image de la base, à partir de leur représentation sémantique. Un système de recherche sémantique d'images peut être décrit par le schéma de la figure suivante :

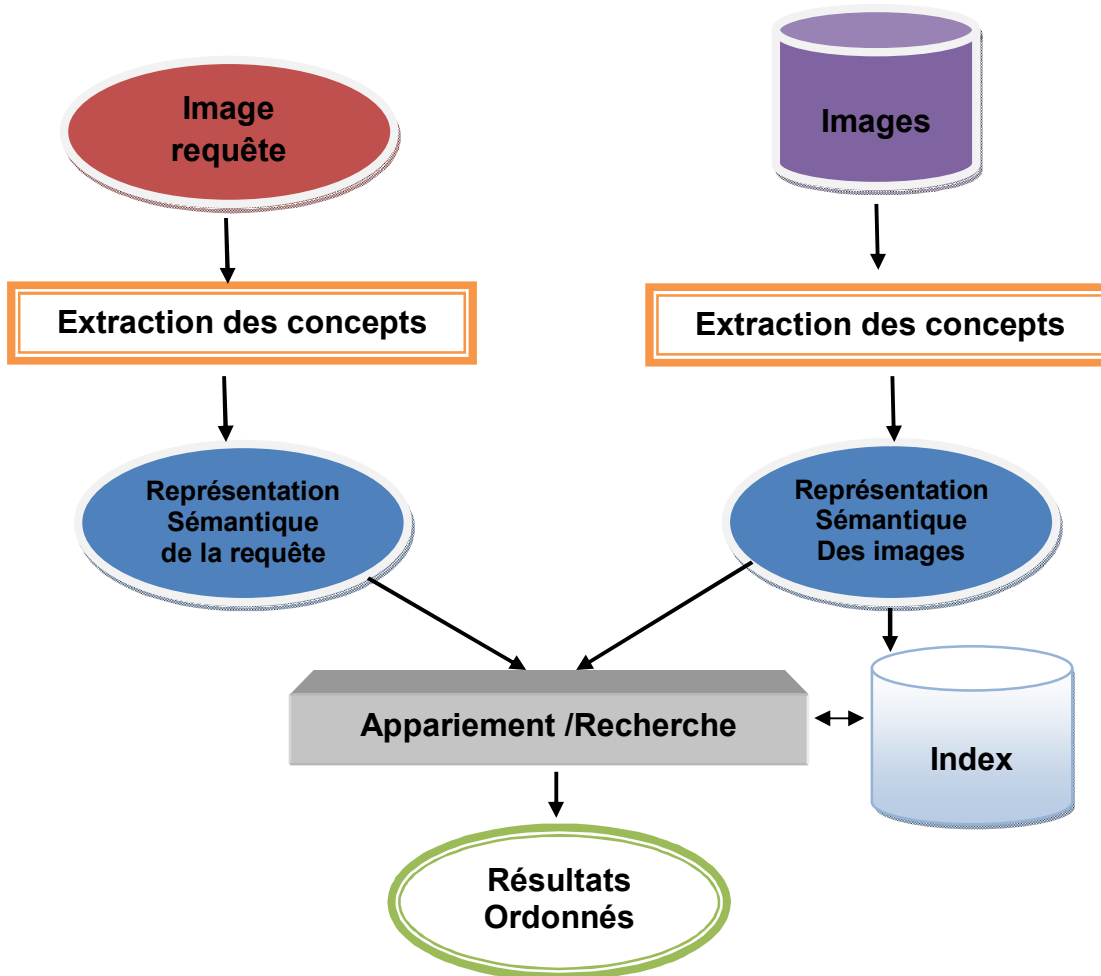


Figure 5 : Principe de la recherche d'image par le contenu sémantique

6.7. Avantages et limites de la recherche d'image par le contenu sémantique

Formuler la requête en utilisant une description sémantique présente un certain nombre d'avantages :

- C'est une façon naturelle qui permet à l'utilisateur de s'exprimer comme il le fait dans la vie de tous les jours.
- Elle permet de réutiliser tout l'arsenal de techniques de recherche de texte, qui ont été développées au fil des années.
- Il permet de capter plus facilement les concepts sémantiques associés avec des images. Imaginons par exemple un utilisateur qui est à la recherche d'images décrivant le concept « Joie ». les techniques actuelles de recherche par le contenu visuel ont énormément de difficulté à extraire un tel concept des images de façon automatique. Si l'on utilise le texte par contre, répondre à cette requête devient tout à fait possible en autant que certaines images soient annotées avec ce concept.

Ceci étant, la recherche basée sur le contenu sémantique n'est pas sans défauts :

- ✚ Premièrement, cette technique devient inutilisable quand la collection ne contient aucun texte qui accompagne les images.
- ✚ Deuxièmement, même quand les images sont annotées avec du texte, cette annotation peut être très subjective. La même image peut être annotée avec des mots différents par des annotateurs différents.

7. Conclusion

La recherche d'image est devenu est une nécessité suite au développement technologique actuel et au nombre des bases d'images disponible.

Les moteurs de recherches d'images sont classés en deux catégories principales : la recherche par le contenu visuel et la recherche par le contenu sémantique. Chacune de ces catégories présente des avantages et des limites. Certaines moteurs inclus les deux techniques pour améliorer la qualité de la recherche.

Dans notre travail, nous nous intéressons à la deuxième catégorie qui est la recherche d'image par le contenu sémantique. Cette catégorie de recherche s'apparente à celle utilisée classiquement dans une base de données textuelle. Elle utilise les mêmes modèles de recherches d'informations classiques.

Dans le chapitre suivant nous allons décrire les différentes modèles de recherche classiques qui sont utilisés dans la recherche d'images.

Chapitre 2 :

Les modèles de recherche d'information

1. Introduction

Les modèles de recherche d'information définissent précisément un type de descripteur à partir de l'ensemble des termes utilisés pour décrire les documents, et une manière de comparer les descripteurs pour obtenir la liste des résultats les plus similaires à la requête.

Il existe trois grandes catégories de modèles de recherche de documents textuels : les modèles booléens, les modèles vectoriels et les modèles probabilistes.

Pour adapter ces modèles à la recherche d'images, il suffit de considérer chaque image comme un document composé des termes (mots-clés ou concepts d'une ontologie) la décrivant et préalablement extraits.

2. Modèles booléens

a. Modèle booléen standard

Dans ce modèle [Cooper 70], chaque document est représenté par un ensemble de mots-clés(ou termes). Comme son nom l'indique, il a recours aux opérateurs booléens (AND, OR et NOT) : une requête est une expression logique composée de termes connectés par des opérateurs booléens. Un document est sélectionné si et seulement si il satisfait l'expression booléenne. Ce modèle est simple à mettre en œuvre et offre de bonnes performances, en termes de temps de calcul et de satisfaction de requêtes, et ce même sur de grandes collections de documents. De plus, il permet à l'utilisateur d'exprimer ses besoins de façon structurée. La possibilité d'utiliser des synonymes à l'intérieur d'une requête (grâce à l'opérateur OR) et de faire des phrases (grâce à l'opérateur AND) est utile pour formuler les requêtes [Marcus 91].

Par contre, il présente plusieurs inconvénients :

– certains trouvent que les requêtes booléennes sont difficiles à formuler [Belkin 92]. En effet, les expressions booléennes ne sont pas accessibles à un large public et des confusions existent du fait de la différence de « sens » des opérateurs logiques AND et OR lorsqu'ils sont utilisés dans une requête et de leurs connotations respectives en langage naturel. Ils ont aussi des difficultés à utiliser les parenthèses. En partie à cause de cela, les expressions booléennes données par les utilisateurs correspondent souvent mal à leurs besoins. La qualité de la recherche s'en ressent.

– le modèle Booléen considère chaque terme comme étant absent ou présent d'un document. De ce fait, la correspondance entre un document et une requête est soit 1, soit 0. Ce modèle ne permet donc de classer les documents que dans deux catégories, l'ensemble des documents pertinents et l'ensemble des documents non pertinents. Ce modèle ne permet donc pas de

retrouver les documents ne correspondant que partiellement à la requête (appariement partiel).

– Enfin, tous les termes d'un document ou d'une requête sont d'égale importance. En effet ils sont pondérés à 1 si le terme se trouve dans le document et 0 sinon. Il est donc difficile d'exprimer qu'un terme est plus important qu'un autre dans leur représentation. En conséquence, le système de recherche d'information textuelle (SRI) détermine un ensemble de documents non-ordonnés comme réponse à une requête. Il n'est pas possible de dire quel document est mieux qu'un autre. Cela crée beaucoup de problèmes aux utilisateurs, car ils doivent encore fouiller dans cet ensemble de documents non-ordonnés pour trouver des documents qui les intéressent. C'est difficile dans le cas où beaucoup de documents répondent aux critères de la requête

b. Modèle booléen étendu

Le modèle booléen standard est simple et relativement efficace, mais il ne permet pas de classer les documents retrouvés. Le modèle standard a donc été étendu par Salton en 1983 [Salton 83], afin de prendre en compte les notions de pondération des termes (à la fois dans les documents et la requête) et d'appariement partiel. En général, le poids d'un terme dans un document est fonction de la fréquence de ce terme dans le document et de la fréquence de ce terme dans le corpus (ensemble des documents disponibles)

La requête demeure une expression booléenne classique, mais où les termes sont pondérés. L'avantage de ce modèle par rapport au modèle standard se situe donc au niveau de la représentation des documents : grâce à la pondération des termes, on a une représentation plus raffinée. On peut exprimer dans quelle mesure un terme est important dans un document. De plus, cette extension du modèle standard permet un classement des résultats, mais selon des préférences exprimées par l'utilisateur dans sa requête.

Finalement le modèle booléen étendu est clairement plus performant que le modèle standard. Par contre il est plus complexe d'un point de vue calculatoire.

3. Modèle probabiliste

Le premier modèle probabiliste a été proposé par Maron et Kuhns au début des années 60. Ce modèle est basé sur le modèle PRP (Probability Ranking Principle), qui a établi qu'un système de recherche d'information est supposé ordonner les documents retrouvés en fonction de leur probabilité de pertinence vis à vis d'une requête.

Le modèle probabiliste standard suppose que les documents peuvent être classés en deux classes : celle des documents pertinents, notée R (de l'anglais « Relevant », signifiant «

pertinent»), composée des documents que l'utilisateur souhaite retrouver parmi l'ensemble des documents disponibles, et celle des documents non pertinents, notée \bar{R} , composée du reste des documents. Les ensembles R et \bar{R} sont donc disjoints et considérés comme deux variables aléatoires indépendantes.

Etant donnée une requête utilisateur, notée q , et un document d_i , le modèle probabiliste tente d'estimer la probabilité que le document d_i appartienne à la classe des documents pertinents pour q . d_i et q sont représentés par un vecteur de poids. Ces vecteurs sont booléens *i. e.* qu'un poids vaut 1 si le terme correspondant se trouve dans le document et 0 sinon. Un document est alors sélectionné si la probabilité qu'il soit pertinent pour la requête q , notée $P(R|d_i)$, est supérieure à la probabilité qu'il soit non pertinent pour la requête q , notée $P(\bar{R}|d_i)$. Cette comparaison équivaut à calculer le degré de similarité entre le document d_i et la requête q , noté $RSV(d_i, q)$, donné par :

$$RSV(d_i, q) = \frac{P(R|d_i)}{P(\bar{R}|d_i)}$$

Avec l'utilisation de la formule de Bayes, on peut écrire :

$$P(R|d_i) = \frac{P(R, d_i)}{P(d_i)} \text{ et } P(\bar{R}|d_i) = \frac{P(\bar{R}, d_i)}{P(d_i)}$$

et

$$P(R, d_i) = P(d_i|R) \times P(R) \text{ et } P(\bar{R}, d_i) = P(d_i|\bar{R}) \times P(\bar{R})$$

et

$$P(d_i) = P(d_i|R) \times P(R) + P(d_i|\bar{R}) \times P(\bar{R})$$

où

$$P(\bar{R}) = 1 - P(R)$$

Ainsi RSV peut être simplifié:[Pierre 10]

$$RSV(d_i, q) = \frac{P(R, d_i)}{P(\bar{R}, d_i)} = \frac{P(d_i|R) \times P(R)}{P(d_i|\bar{R}) \times P(\bar{R})}$$

Si $RSV(d_i, q) > 1$ ou si $\log(RSV(d_i, q)) > 0$ alors le document d_i est pertinent pour la requête q .

L'inconvénient majeur de ce modèle réside dans le calcul des probabilités $P(R|d_i)$. En effet, ce calcul est difficile car on ne sait pas mesurer la pertinence d'un document pour un humain.

Cependant, des modèles existent pour estimer ces probabilités. Le plus connu consiste à utiliser la règle de Bayes pour calculer $P(R|d_i)$ à partir des probabilités connues $P(R)$

(probabilité d'obtenir un document pertinent en piochant au hasard) et $P(d_i)$ (probabilité de piocher le document d_i au hasard), et de la probabilité $P(d_i | R)$ que l'on peut obtenir par apprentissage à partir d'un ensemble de requêtes déjà résolues (cet ensemble est appelé échantillon d'apprentissage ou d'entraînement) et de la pondération des termes dans les documents.

Malgré l'existence de ces modèles, le problème d'estimation des probabilités initiales (qui constituent les paramètres du modèle probabiliste standard) persiste donc. En effet, en l'absence d'échantillon d'apprentissage, cette estimation est difficile. De même, si on dispose d'un échantillon d'apprentissage mais qu'il est de petite taille, les probabilités seront mal estimées.

Par contre, cette approche probabiliste bénéficie de nombreux avantages. Elle fournit aux utilisateurs un classement des documents retrouvés. En outre, les utilisateurs peuvent contrôler le nombre de documents retrouvés en utilisant un seuil de pertinence au niveau des probabilités.

Les requêtes sont aussi plus faciles à formuler qu'avec le modèle Booléen, car elles ne nécessitent pas l'apprentissage dans un langage de requêtes : les utilisateurs peuvent utiliser le langage naturel.

4. Modèle vectoriel standard

Dans ce modèle, un document est représenté par un vecteur de dimension n [Salton 71], dont les dimensions sont les termes d'indexation. Les coordonnées d'un vecteur document représentent les poids des termes correspondants. Formellement, un document d_i est représenté par un vecteur de dimension n :

$$d_i = (w_{i,1}, w_{i,2} \dots w_{i,n}), \forall i \in \{1, 2 \dots m\}$$

où w_{ij} est le poids du terme t_j dans le document d_i , m , le nombre de documents dans la collection et n , le nombre de termes d'indexation du document d_i .

Une requête q est aussi représentée par un vecteur défini dans le même espace vectoriel que le document :

$$q = (w_{q,1}, w_{q,2} \dots w_{q,n})$$

où w_{qj} est le poids de terme t_j dans la requête q . Ce poids peut être attribué manuellement par l'utilisateur ou être une forme de $tf \cdot idf$

La pertinence du document d_i pour la requête q est mesurée comme le degré de corrélation des vecteurs correspondants. Cette corrélation peut être exprimée par une des mesures de similarité sémantique classiques suivantes : le produit scalaire, la mesure du cosinus, la

distance euclidienne... De telles mesures déterminent la ressemblance entre un document et une requête sur la base de la comparaison locale des termes qu'ils ont en commun.

a. Pondération des termes dans le modèle vectoriel

Le poids d'un terme dénote son intérêt dans l'index, qui dépend du fait que le terme est important dans le document, et du fait que le terme permet de distinguer un document des autres dans la base. Les méthodes de pondération les plus largement utilisées pour le texte sont basées sur des variantes de la formule *tf.idf* (ou *term frequency_ inverted document frequency*).

La formule *tf.idf* est proposée par Salton [Salton 86] pour représenter l'importance d'un mot par rapport à un document, comparé aux autres documents. Dans ce cas, le poids augmente proportionnellement en fonction du nombre d'occurrences du mot dans le document.

Il varie également en fonction de la fréquence du mot dans le corpus. Pour un terme t_j et un document d_i , cette mesure est obtenue en prenant le produit de la fréquence du terme dans le document (term frequency) $tf_{i,j}$ et de la fréquence inverse de document (inverse document frequency) idf_i .

La fréquence du terme du document est simplement le nombre d'occurrences de ce terme dans le document considéré. Cette somme est en général normalisée pour éviter les biais liés à la longueur du document :

$$tf_{i,j} = \frac{n_{j,i}}{\sum_{k=1}^n n_{k,i}}$$

où $n_{j,i}$ est le nombre d'occurrences du terme t_j dans d_i et, n est le nombre de termes d'indexation.

La fréquence inverse de document est une mesure de l'importance du terme dans l'ensemble du corpus :

$$idf_j = \log \frac{|D|}{|\{d_i : t_j \in d_i\}|}$$

Où $|D|$ est le nombre total de documents dans le corpus et le dénominateur désigne le nombre de documents où le terme t_j apparaît.

Cette étape de pondération, des données, est très importante, car elle va permettre de retrouver les images rapidement, même dans de grandes bases d'images, en limitant le nombre de comparaisons.

b. Avantages et limites du modèle vectoriel

Le modèle vectoriel standard a l'avantage de posséder un langage de requête plus simple que les expressions booléennes utilisées dans les modèles booléens. En effet, dans le cas du modèle vectoriel, les requêtes sont représentées par une simple liste de termes pondérés. De plus, grâce à la pondération des termes, les performances de ce modèle sont meilleures que celles des modèles booléens. Enfin, le modèle vectoriel standard permet des réponses plus précises aux requêtes : les documents répondant partiellement aux requêtes peuvent être retrouvés, et, surtout, les documents retrouvés peuvent être triés par ordre de pertinence grâce à la fonction d'appariement requête-document. Ces avantages font du modèle vectoriel standard un des modèles les plus populaires en RI [Salton 68b].

Le modèle vectoriel est fondé sur une hypothèse implicite d'indépendance des termes d'indexation ce qui a fait l'objet de critiques du modèle [Raghavan86]. Cependant, dans la pratique, il semble que la prise en compte des dépendances ne permette pas d'améliorer notablement la qualité du modèle [Yates99] : en raison du caractère local de ces dépendances, le fait de les considérer de manière globale pour la base documentaire est susceptible, au contraire de l'effet attendu, de dégrader le modèle.

Par ailleurs, une autre critique du modèle vectoriel concerne l'absence de base théorique forte dans la représentation des documents et des requêtes, et de la fonction de correspondance, contrairement par exemple au modèle probabiliste. Cependant, lors de différentes campagnes d'évaluation, le modèle vectoriel a donné de bons résultats à la fois :

- **qualitatifs** : le modèle vectoriel est au moins aussi bon en qualité que les autres modèles classiques [Yates 99],
- **quantitatifs** : les performances en temps de réponse et la qualité des résultats restent bonnes même quand le nombre de dimensions est grand (plusieurs milliers) et le nombre de documents est grand (plusieurs centaines de milliers).

C'est pour ces raisons que nous avons choisi d'utiliser le modèle vectoriel dans notre travail.

5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les modèles de recherches d'informations classiques les plus connus. Ces modèles sont utilisés dans la recherche d'images par le contenu sémantique, il suffit de considérer une image en tant que document.

Après que nous avons présenté les avantages et les limites de chaque modèle, nous avons trouvé que le modèle vectoriel offre plus des avantages par rapport aux autres modèles et il est le plus populaire dans le domaine de la recherche d'information, ce qui nous encourage de l'utiliser dans notre travail.

Chapitre 3 :

Présentation de notre moteur de recherche

Conception et réalisation

1. Introduction

Après avoir exposé les différents axes requis pour la compréhension du contexte de notre travail, dans ce chapitre nous allons présenter toutes les étapes de conception et de réalisation de notre moteur de recherche des images.

Nous allons commencer par la conception de notre ontologie **Onto_Animal** sur le domaine des Animaux. Les sections qui suivent seront consacrées à la description de l'architecture de notre moteur de recherche. Nous allons détailler notre modèle de recherche qui va exploiter l'ontologie pour trouver les images pertinentes à l'utilisateur. En fin nous allons présenter quelques captures d'écran qui illustre notre implémentation.

2. Conception de notre ontologie « Onto_Animal »

Nous avons choisi le domaine des animaux comme domaine pour notre ontologie. La première étape consiste à choisir une collection d'images représentative de domaine des animaux. L'ontologie sera ensuite utilisée pour annoter les images de cette collection. Le but de l'utilisation de l'ontologie est d'améliorer la qualité de la recherche tout en retournant à l'utilisateur non seulement les images annotées explicitement avec les concepts de la requête initiale mais aussi toutes les images annotées avec les concepts qui ont une relation avec ces concepts.

Dans ce travail nous nous concentrons sur un seul type de relations : « est un », ce qui nous permettra de modéliser la relation entre une sous-classe et sa classe mère. Ceci nous donne une ontologie hiérarchique.

Concept	Concept Mère
Animal	/
Animal Marin	Animal
Animal de la terre	Animal
Oiseau	Animal
Amphibien	Animal
Insecte	Animal
Animal Sauvage	Animal de la terre
Animal Domestique	Animal de la terre
sardine	Animal Marin
baleine	
requin	
dauphin	
Poulpe	
Crevette	
Etoile	

Crabe		
Bigorneau		
Eponge		
lion	Animal Sauvage	
Tigre		
Guépard		
Girafe		
Eléphant		
Gazelle		
Zèbre		
Ours		
Kangourou		
Loup		
Renard		
chat		Animal Domestique
chien		
âne		
cheval		
agneau		
vache		
lapin		
chèvre		
chameau		
cochon		
pigeon	Oiseau	
aigle		
canari		
perroquet		
cygne		
moineau		
poulet		
tortue	Amphibien	
grenouille		
crocodile		
coccinelle	Insecte	
fourmi		
papillon		
abeille		

Le schéma suivant représente graphiquement notre Ontologie (classes et hiérarchie de classe de l'ontologie).

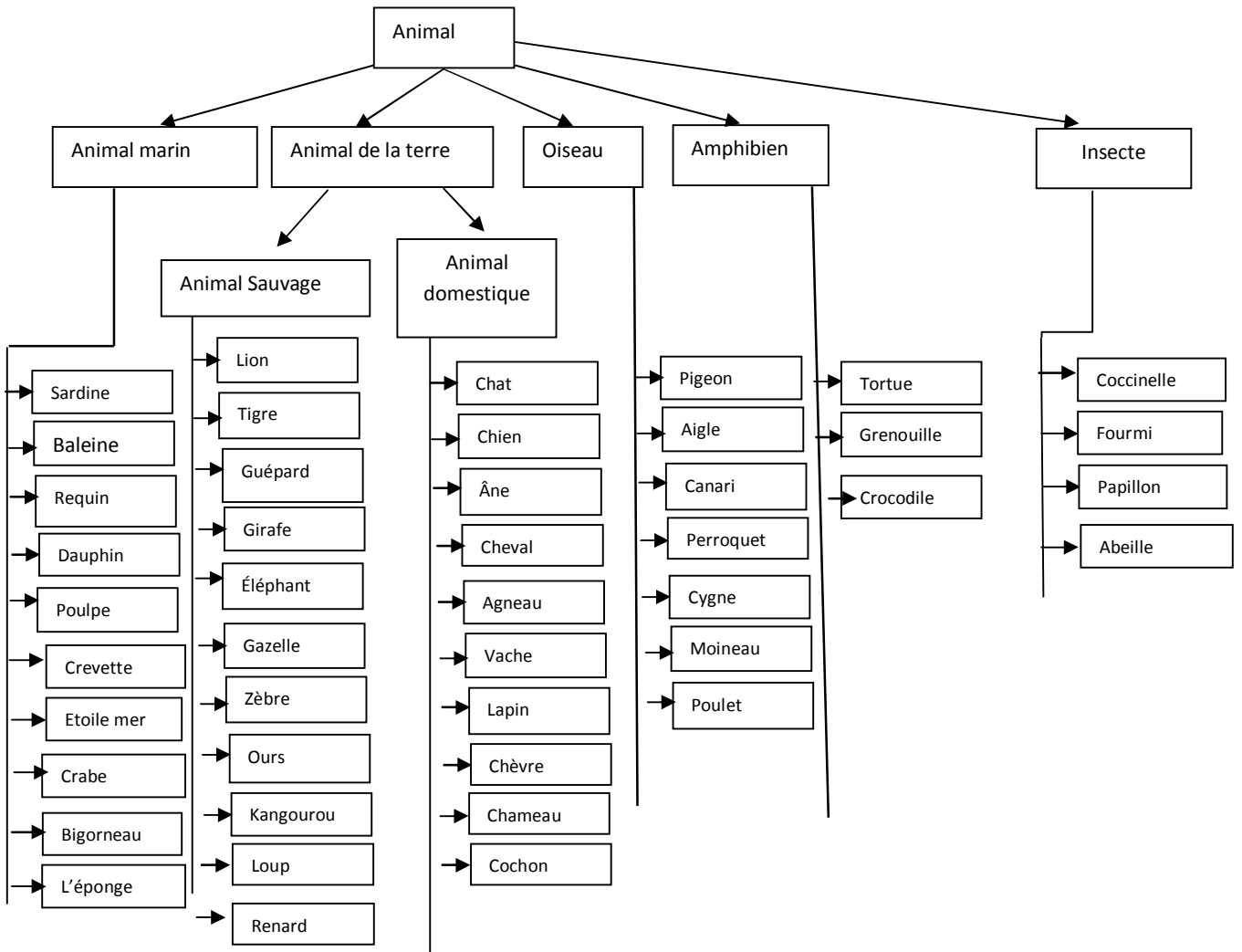


Figure 6 : Notre Ontologie

3. Architecture générale de notre moteur de recherche

L'architecture de notre moteur est la suivante : comme toute moteur de recherche. Cette architecture comporte deux étapes :

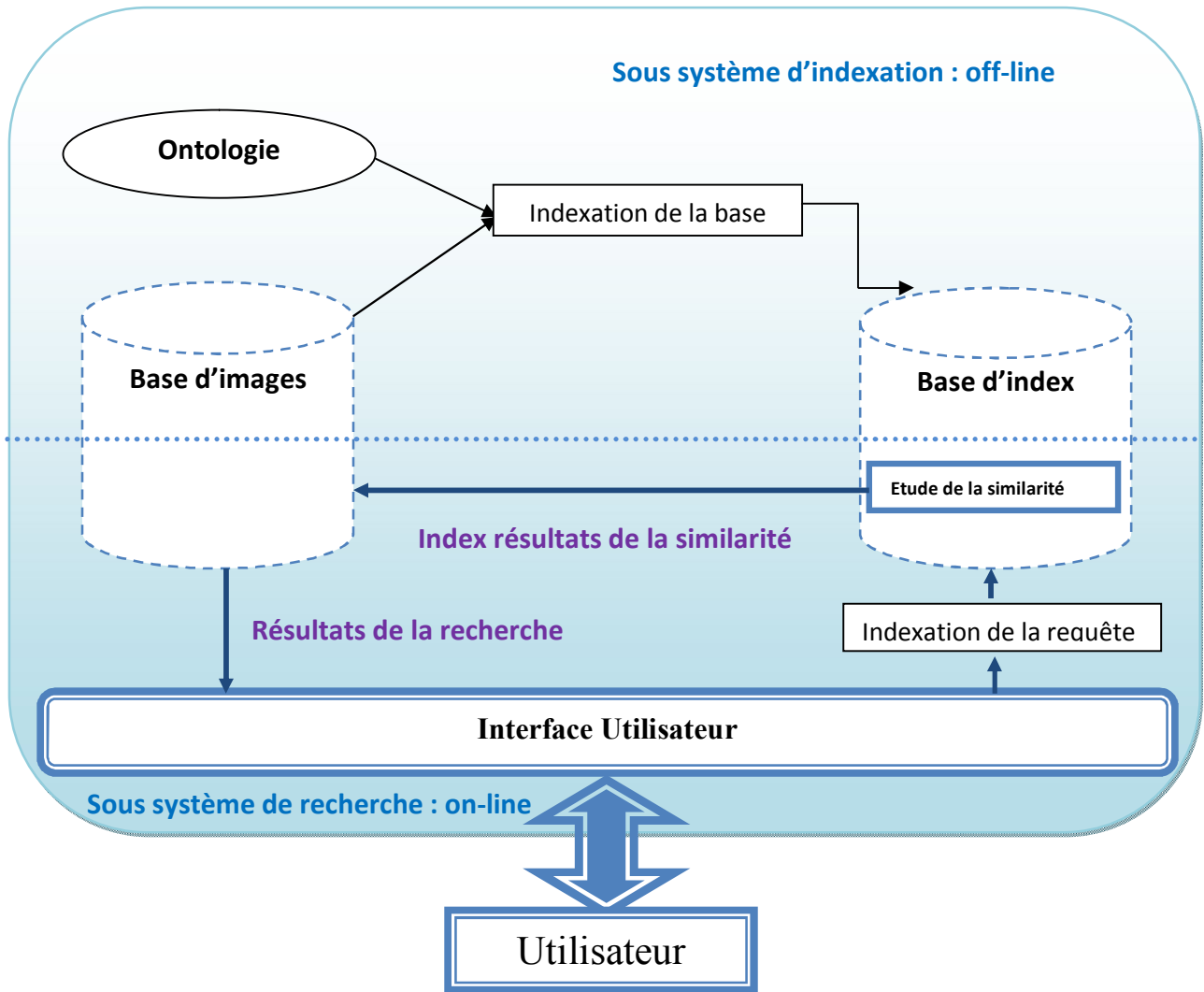


Figure 7 : Architecture de notre moteur de recherche

3.1. L'étape d'indexation (offline) :

L'indexation consiste à extraire les caractéristiques des images (annotations) et les stocker dans un structure spécial appelé index.

Il existe trois approches d'annotation : manuelle, semi-automatique et automatique et comme notre objectif principal n'était pas de choisir une méthode d'annotation et pour ne pas tarder dans cette étape, nous allons choisir de la procéder d'une façon manuelle.

Nous avons annoté chaque image de notre collection par les concepts feuilles de l'ontologie. Ces annotations sont stockées dans un fichier ayant la structure suivante :

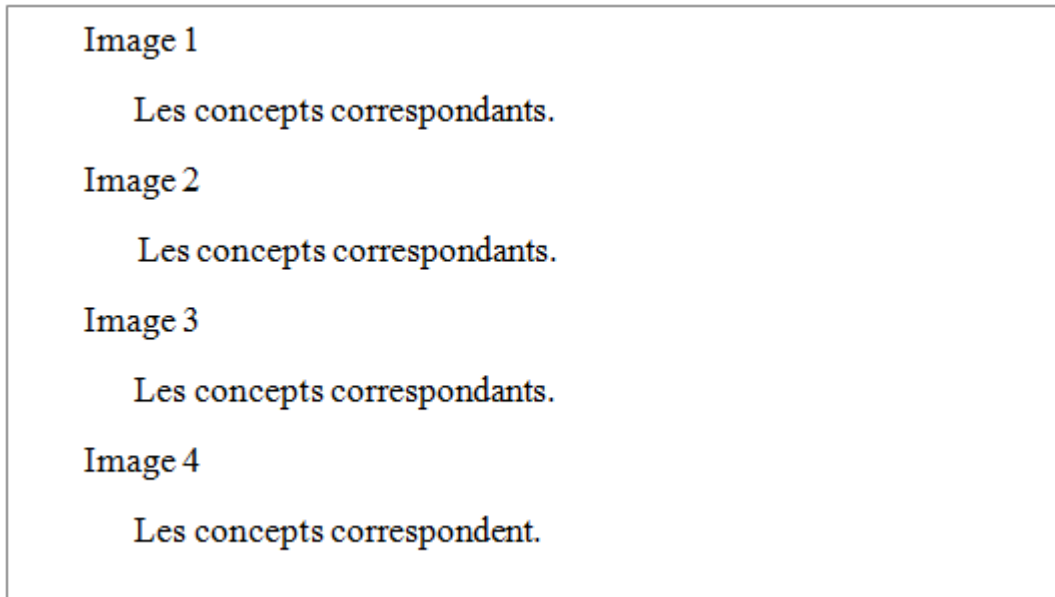


Figure 8 : La structure de fichier d'annotation des images.

3.2. L'étape de recherche (online)

3.2.1. Formulation de la requête

L'utilisateur sélectionne un ou plusieurs concepts sémantiques. Ces concepts appartiennent aux différents niveaux d'abstraction.

3.2.2. Présentation du modèle de recherche

Notre choix est porté sur le modèle vectoriel. Chaque image est représentée par un vecteur de n dimensions où n représente le nombre des concepts feuilles d'ontologie. Chaque concept est associé avec un poids selon la formule $tf*idf$ qui dénote son intérêt dans l'image.

Rappelons que la formule $tf*idf$ est donnée par la formule suivante :

$$tf_{i,j} = \frac{n_{j,i}}{\sum_{k=1}^n n_{k,i}} \quad idf_j = \log \frac{|D|}{|\{d_i : t_j \in d_i\}|}$$

Où n_{ij} est le nombre d'occurrences du terme t_j dans d_i et, n est le nombre de termes d'indexation.

$|D|$ est le nombre total de documents dans le corpus et le dénominateur désigne le nombre de documents où le terme t_j apparaît.

Exemple : l'image suivante qui est annotée avec les concepts qui sont juste au-dessous, est représentée par le vecteur ci-dessous.

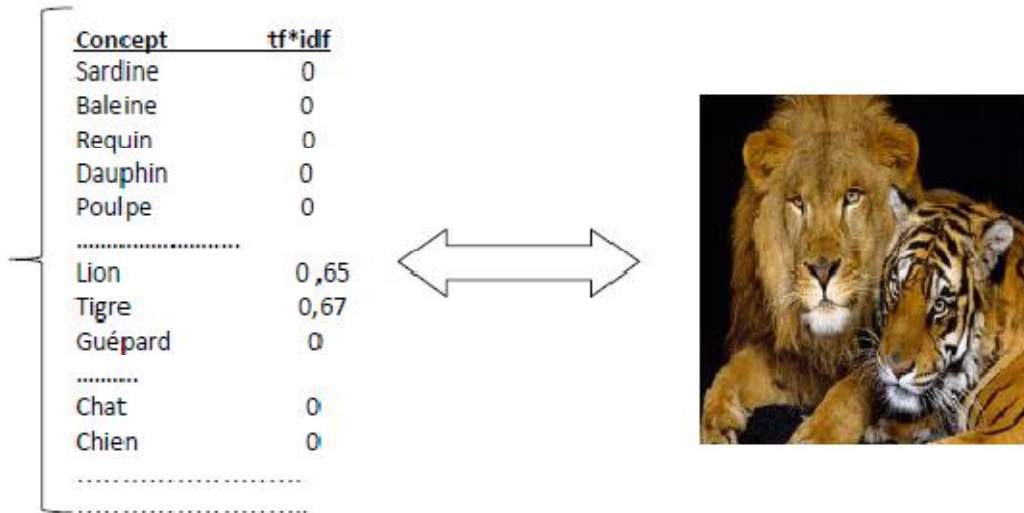


Figure 9 : construction du vecteur des images

Ces étapes sont effectuées dans la phase d'indexation. Dans la phase de recherche la requête est représentée par le même vecteur que les vecteurs des images.

Notons que les concepts de la requête peuvent appartenir aux différents niveaux d'abstraction mais dans le vecteur, nous représentons seulement les concepts feuilles de l'ontologie. Par conséquent, et afin de pouvoir les comparer, nous commençons par remplacer chaque concept de la requête par tous ses descendants de niveau feuille.

Exemple : supposons que l'utilisateur à choisi dans sa requête le concept : animal sauvage. Nous retournons à l'ontologie, nous trouvons que ce concept a pour descendants de niveau feuille les concepts suivants : lion, tigre, guépard, girafe, zèbre, gazelle, loup, renard...etc.

La figure suivante illustre le vecteur de la requête : donc au lieu de chercher avec le concept animal sauvage, nous allons chercher par ses descendants de niveau feuille.

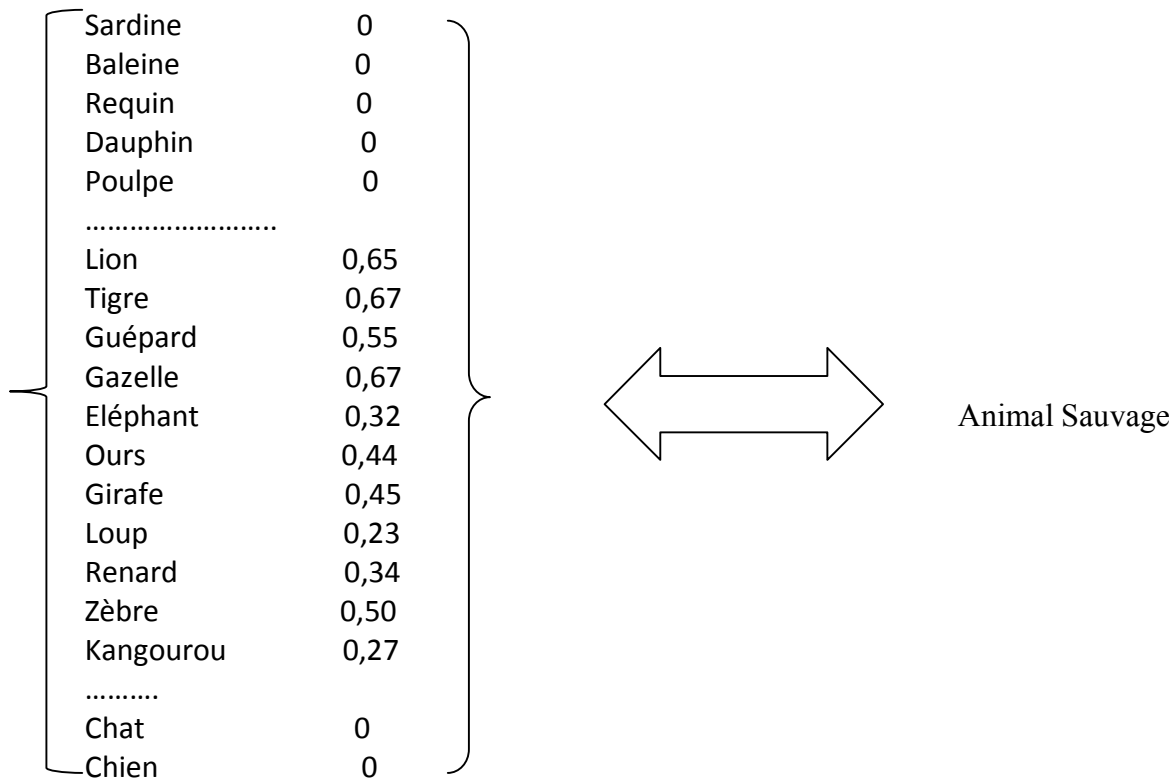


Figure 10 : Construction du vecteur de la requête

Pour comparer entre le vecteur de la requête et les vecteurs des images, nous avons choisi d'utiliser la mesure euclidienne car elle est la mesure la plus simple et la plus utilisée.

3.2.3. Affichage de résultats

Les images sont affichées à l'utilisateur dans un ordre décroissant selon leur degré de similarité avec la requête.

4. Implémentation de notre ontologie « onto_Animal » orienté terminologie

Pour implémenter notre ontologie, nous avons opté pour l'éditeur d'ontologies (Protégé v3.3.4. la figure suivante illustre notre ontologie sous Protégé.

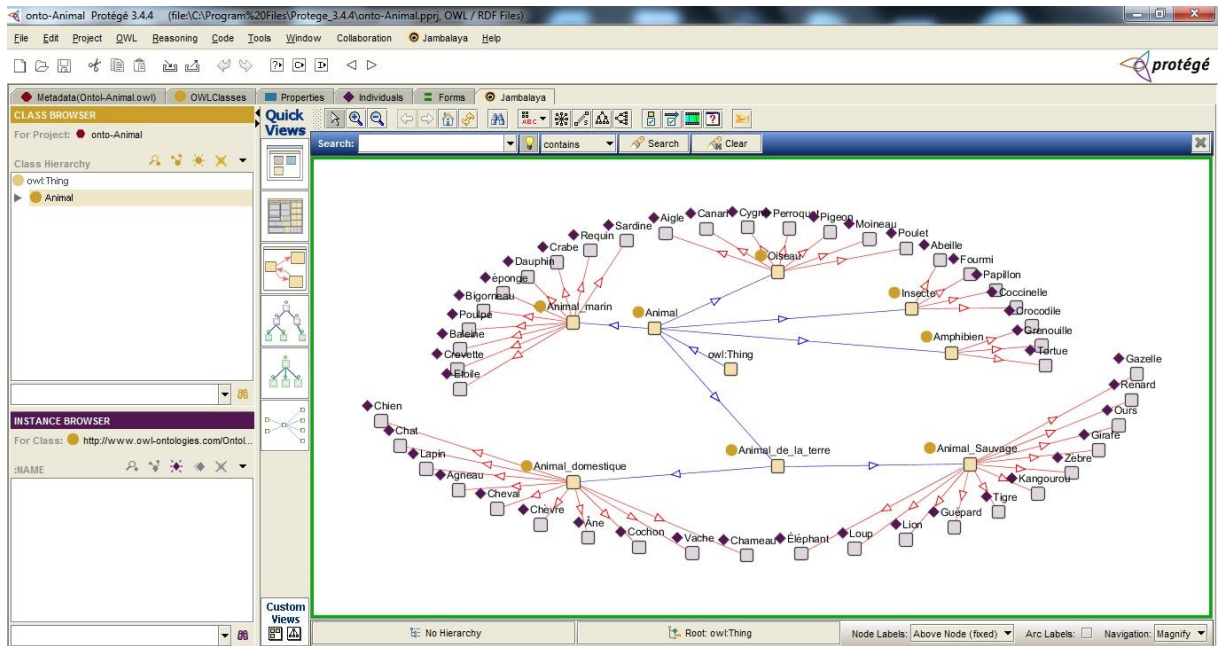


Figure 11 : Notre ontologie sous protégé

5. Implémentation de notre moteur de recherche

Nous avons implémenté notre moteur de recherche avec langage C# dans l'environnement Visual studio. Les figures ci-dessous illustrent quelques interfaces de notre moteur de recherche.

5.1. Interface de la formulation de la requête

On demande à l'utilisateur d'introduire sa requête, il sélectionne les concepts qu'il veut chercher puis il clique sur le bouton « chercher ».

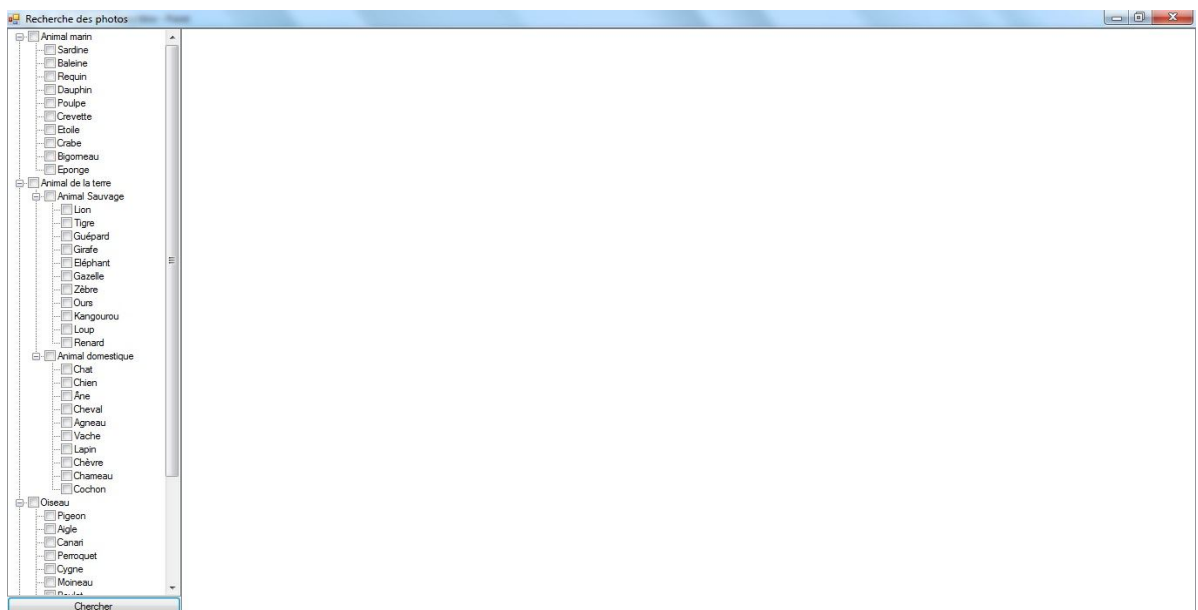


Figure 12 : Interface de recherche de notre moteur de recherche

5.2. Affichage des résultats

Une fois l'utilisateur a formulé sa requête, le moteur lance la recherche des images pertinentes puis il les affiche selon leur degré de similarité.

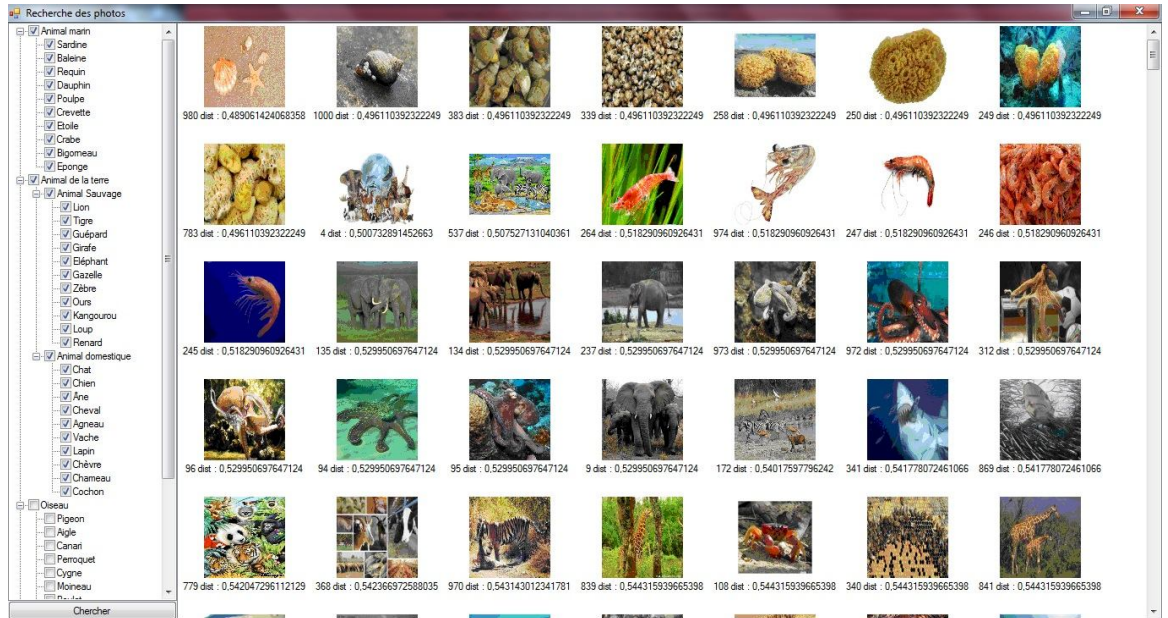


Figure 13 : Affichage de résultats sous notre moteur

6. Conclusion

Nous avons présenté à travers ce chapitre la conception et l'implémentation de notre ontologie « *Onto_Animal* » ainsi que l'architecture de notre moteur de recherche. Nous avons présenté aussi le modèle de recherche que nous avons adopté.

Conclusion générale

Conclusion générale

La recherche d'images est devenue un domaine de recherche actif qui se développe très rapidement. L'explosion du nombre de collections d'images personnelles et professionnelles ainsi que sur le Web a rendu le développement des outils qui organisent ces données une nécessité. L'objectif principal des moteurs de recherche d'images est de localiser les images pertinentes à l'utilisateur avec une bonne précision et avec un minimum de temps.

Les moteurs de recherches d'images sont classés en deux grandes catégories : ceux qui exploitent leur contenu visuel (CBIR) et ceux qui exploitent les concepts sémantiques associés avec ces images.

Dans le cadre de notre travail nous sommes intéressés par la deuxième catégorie. Notre objectif était l'implémentation d'un moteur de recherche sémantique à base d'ontologie pour profiter de la richesse sémantique qu'elle présente.

Notre travail s'articule autour des phases principales suivantes :

1. D'abord, nous avons étudié les différentes classes des moteurs de recherches ainsi que leurs architectures.
2. Ensuite nous avons étudié les différents modèles de recherches classiques qui peuvent être utilisés dans le domaine de la recherche d'images. Sur la base de cette étude, nous avons choisi le modèle vectoriel qui est le plus utilisé et qui offre plus d'avantages par rapport aux autres modèles.
3. puis, nous avons construit une ontologie de domaine *Onto-Animal*. C'est une ontologie orientée terminologie sur le domaine des animaux. Elle est exploitée dans la phase d'annotation et dans la phase de recherche.
4. Enfin, nous avons implémenté un moteur de recherche sémantique à base de l'ontologie *Onto-Animal* et qui utilise le modèle vectoriel après son adaptation à nos besoins.

Les perspectives de notre travail sont :

- Enrichir notre ontologie par d'autres concepts et relations sémantiques autre que la relation « est – un » pour couvrir une variété des images avec une sémantique plus riche.
- Valider notre moteur sur une grande collection des images.

Bibliographie

BIBLIOGRAPHIE

[**Amourache 08**] Fouzia Amourache, Construction d'une ontologie pour l'annotation des CVS/Offres d'emploi, 01/12/2008.

[**Alain Boucher 05**] Alain Boucher, indexation et recherche d'images par le contenu.2005

[**Barrat 09**] Sabine BARRAT, Modèles graphiques probabilistes pour la reconnaissance de formes. Thèse doctorat, 'Ecole doctorale IAEM Lorraine, 2009

[**Belkin 92**]N. J. Belkin & W. B. Croft.Information filtering and information retrieval : two sides of the same coin ? Commun. ACM, vol. 35,no. 12, pages 29–38, 1992.

[**Ben Cheikh 11**] Ben Cheikh Noura Ben Bezziane Rima, la recherche d'images par la sémantique. Soutenu le /06 /2011.

[**Boucetta 08**] Boucetta Zouhel, appariement sémantique des cvs/offres d'emploi dans le cadre du e-recrutement, 2008

[**BEDOUHENE**] BEDOUHENE.Recherche d'images par le contenu. Universite Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou. Memoire De Magister.

[**Carterette 05**] B. Carterette & F. Can. Comparing inverted files and signature files for searching a large lexicon. Inf. Process. Manage., vol. 41, no. 3, pages 613–633, 2005.

[**Faloutsos 92**] C. Faloutsos. Signature Files. In Information Retrieval : Data Structures & Algorithms, pages 44–65. Prentice-Hall, 1992.

[**Harman 92**] D. Harman, E. A. Fox, R. A. Baeza-Yates & W. C. Lee. Inverted Files. In Information Retrieval : Data Structures & Algorithms,pages 28–43. Prentice-Hall, 1992.

[**Khouri. 09**] Khouri Selma, Modélisation conceptuelle à base ontologique d'un entrepôt de données, 2009.

[**Marcus 91**] R.S. Marcus. Computer and Human Understanding in Intelligent Retrieval Assistance. In Proceedings of the ASIS Annual Meeting,volume 28, pages 49–59, 1991.

[**Pierre 10**] Pierre Tirilly, Traitement automatique des langues pour l'indexation d'images, Thèse doctorat, Université de RENNES 1, 2010

[**Raghavan 86**]V.V. Raghavan and S.K.M.Wong.A critical analysis of vector space model for information retrieval. Journal of the American Society for Information Science, 37(5) :279–287, 1986.

- [**Salton 68a**] G. Salton. Automatic information organization and retrieval. Mc- Graw Hill Text, 1968.
- [**Salton 68b**] G. Salton & M. E. Lesk. Computer Evaluation of Indexing and Text Processing. J. ACM, vol. 15, no. 1, pages 8–36, 1968.
- [**Salton 71**] G. Salton. The smart retrieval system - experiments in automatic document processing. Prentice-Hall, Inc., 1971.
- [**Salton 83**] G. Salton, E.A. Fox & H. Wu. Extended Boolean information retrieval. Communications of ACM, vol. 26, no. 11, pages 1022–1036, 1983.
- [**Savoy 05**] J. Savoy. Indexation manuelle et automatique : une 'évaluation comparative basée sur un corpus en langue française. In CORIA' 05, pages 9–24, 2005.
- [**Taibaoui 13**] Mohamed Taibaoui et Djabbar Djafer, La découverte des concepts sémantiques cachés avec plusieurs niveaux d'abstraction pour la recherche d'images, Mémoire de Master, Université de Ouargla, 2013
- [**Th_ lan 05**] LÊ TH_ LAN , Indexation Et Recherche D'images Par Le Contenu, Mémoire de master, Institut Polytechnique De Hanoi, 2005
- [**Yates 99**] R. Baeza-Yates and B. Ribeiro-Neto. Modern Information Retrieval. ACM Press Series/Addison-Wesley, 1999.