



# Modélisation et apprentissage des perceptions humaines à travers des représentations floues : le cas de la couleur

## THÈSE

présentée et soutenue publiquement le 16 Décembre 2009

pour l'obtention du

**Doctorat de l'Université de Reims Champagne-Ardenne**

(spécialité informatique)

par

EL-ZAKHEM Imad

### Composition du jury

<i>Président :</i>	Janan Zaytoon	Professeur, Université de Reims
<i>Rapporteurs :</i>	Daniel Vanderpooten	Professeur, Université Paris Dauphine
	Ioannis Kanellos	Professeur, École Télécom Bretagne
<i>Directeur :</i>	Herman Akdag	Professeur, Université de Reims
<i>CoDirecteur :</i>	Amine Aït Younes	Maître de Conférences, Université de Reims
<i>Examinatrice :</i>	Marie-Jeanne Lesot	Maître de Conférences, Université Paris 6

---

Mis en page avec la classe thloria.

## Remerciements

J'adresse tout particulièrement ma reconnaissance et mes remerciements à Monsieur Le Professeur Herman Akdag pour la direction de cette thèse. J'ai appris de lui non seulement les côtés scientifiques, mais aussi le raisonnement et la vue globale, précise et fondamentale des choses.

Mes remerciements les plus chaleureux vont à Dr. Amine Aït Younes pour son encadrement et son guide très précieux tout au long du déroulement de la thèse. Il avait la patience, le dynamisme d'être toujours disponible pour des longues séances de téléconférence pour le progrès du travail, et aussi durant tous mes séjours en France. Je le remercie pour sa gentillesse et pour m'avoir donné son amitié.

Je tiens aussi à adresser mes remerciements à Dr. Isis Truck pour toute l'aide qu'elle a assurée au début de mon travail de recherche.

Je remercie vivement Monsieur le Professeur Ioannis Kanellos d'avoir accepté d'assumer la tâche de rapporteur de ce manuscrit. Je remercie également Monsieur le Professeur Daniel Vanderpooten d'avoir accepté cette même charge. Leurs commentaires auront renforcé la thèse pour lui donner une consistance certaine.

Je suis très honoré de la présence du Monsieur le Professeur Janan Zaytoon, directeur du CReSTIC, dans mon jury de thèse. Je le remercie d'avoir accepté d'y prendre part et pour tout l'encouragement qu'il m'a accordé durant mon séjour et mes visites à Reims.

Je remercie profondément Dr. Marie-Jeanne Lesot pour sa participation au jury.

Je remercie Monsieur le Professeur Yannick Rémion et tous les membres du groupe SIC-CReSTIC.

Dr. Hanna Greige a aussi participé à l'encadrement de ma thèse. Il m'a beaucoup apporté tant sur le plan humain que professionnel. Qu'il soit remercié ici.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude au père Dr. Antoine Melki qui a été

toujours à mes côtés pour me supporter et me donner toute l'aide sur le plan professionnel et moral.

Je remercie vivement Dr. Jihad Atieh, Doyen de la Faculté des Sciences à l'Université de Balamand, pour son soutien durant mes années d'emploi et je suis honoré d'être membre du corps enseignant-chercheur de la faculté.

De même, je suis très reconnaissant à Monsieur Abdallah Zakhem pour son encouragement et pour le soutien moral qu'il m'a accordés.

Sur un plan plus personnel, je remercie beaucoup mon épouse Alia, ma mère, mes beaux-pères pour leur support, mon frère Henri qui a été à l'origine du lancement de cette thèse avec mes amis Lobna, Eddy et Mario. Je remercie également mes cousins Gaby, Fida, Edma, Rania, Nassim et Michel pour leur accueil chaleureux à Paris.

*Je dédie cette thèse  
à Alia mon épouse  
à mes enfants Raphaël et Iliya  
à ma mère Lamia*



# Table des matières

<b>Introduction</b>	<b>1</b>
---------------------	----------

<b>Partie I État de l'art et réflexions</b>	<b>7</b>
---	----------

<b>Chapitre 1</b>
-------------------

<b>Perception et profil</b>
-----------------------------

1.1	La définition de la perception . . . . .	10
1.2	Les théories de la perception . . . . .	10
1.3	Les processus de la perception . . . . .	13
1.4	Profils . . . . .	14
1.4.1	Définition des profils . . . . .	15
1.4.2	Importance, Construction, Types . . . . .	15
1.4.3	Utilisation et qualité . . . . .	16
1.4.4	Feedback . . . . .	17
1.5	Systèmes de recommandations . . . . .	18
1.5.1	Typologie des systèmes de recommandations . . . . .	19
1.5.2	Problèmes fondamentaux des systèmes de recommandations . . . . .	21

<b>Chapitre 2</b>
-------------------

<b>Outils pour la modification et la fusion des connaissances</b>
---

2.1	Introduction . . . . .	24
2.2	Les sous-ensembles flous . . . . .	25
2.3	Agrégateurs flous . . . . .	27

2.3.1	Comportement et propriétés . . . . .	28
2.3.2	Agrégateurs de base . . . . .	30
2.3.3	Intégrales de Sugeno et Choquet . . . . .	34
2.3.4	Agrégation par règles floues . . . . .	35
2.4	Modificateurs flous . . . . .	37
2.4.1	Représentation des modificateurs . . . . .	37
2.4.2	Comportement des modificateurs . . . . .	38

<b>Chapitre 3</b>
-------------------

<b>Classification des images par le contenu</b>
---

3.1	Introduction . . . . .	44
3.2	Classification des images . . . . .	46
3.2.1	Segmentation . . . . .	46
3.2.2	Classes et granules . . . . .	50
3.3	La Couleur . . . . .	51
3.3.1	Les espaces de couleur . . . . .	52
3.3.2	Histogramme de couleur . . . . .	58
3.3.3	Comparaison des histogrammes . . . . .	61
3.3.4	Catégories de couleur et nomination de couleur . . . . .	63
3.4	Comparaison des images par des opérateurs flous . . . . .	63
3.4.1	Opérateurs flous . . . . .	64
3.4.2	Fusion de plusieurs requêtes . . . . .	65
3.5	Kanseï et facteurs de Kansei . . . . .	67
3.5.1	Kanseï Engineering . . . . .	67
3.5.2	Kanseï Mining . . . . .	68
3.5.3	Application . . . . .	69
3.6	Conclusion . . . . .	70

**Partie II Apport à la modélisation de la perception 71**

<b>Chapitre 4</b>
-------------------

<b>Profilage de la perception d'un utilisateur</b>
--

4.1	Introduction . . . . .	74
-----	------------------------	----

---

4.2	Construction d'une perception modélisée par des sous-ensembles flous . . . . .	75
4.2.1	Établir un profil à partir d'un questionnaire . . . . .	77
4.2.2	Établir un profil par comparaison . . . . .	78
4.2.3	Procédure d'agrégation pour la construction d'un profil .	81
4.3	Représentation floue des couleurs . . . . .	89
4.3.1	Représentation floue de la teinte . . . . .	90
4.3.2	Qualificatifs des couleurs . . . . .	93
4.4	Construction du profil colorimétrique d'un utilisateur . . . . .	97
4.4.1	Construction du profil expert . . . . .	97
4.4.2	Construction du profil de l' <i>utilisateur simple</i> . . . . .	100
4.4.3	Procédure globale de questionnement de l'utilisateur $U_k$	105
4.5	Conclusion . . . . .	107

<b>Chapitre 5</b>
-------------------

<b>Utilisation des profils pour la classification d'images</b>
--

5.1	Introduction . . . . .	110
5.2	Classification . . . . .	111
5.3	Comparabilité et Compatibilité des sous-ensembles flous . . . . .	116
5.4	Application des indices de comparabilité et compatibilité pour la couleur . . . . .	122
5.4.1	Comparabilité et compatibilité de la teinte . . . . .	123
5.4.2	Comparabilité et compatibilité des qualificatifs . . . . .	125
5.5	Implémentation informatique . . . . .	126
5.5.1	Base de données . . . . .	126
5.5.2	Profils . . . . .	126
5.5.3	Traitement des images . . . . .	130
5.6	Conclusion . . . . .	132

**Conclusion** **141**

**Table des figures** **147**

**Bibliographie** **151**



# Introduction



La perception dépend fondamentalement des organes sensoriels humains, ainsi on distingue plusieurs catégories de perception chacune étant en rapport à une sensation spécifique.

Les organes sensoriels jouent le rôle de l'interface entre l'individu et le monde extérieur. La perception se construit et s'exprime grâce à ces organes par l'apprentissage, l'expérience acquise ainsi que l'état émotionnel de chaque individu. On peut trouver différentes définitions de la perception, cependant il est indéniable que celle-ci est subjective.

Dans le cas de la couleur, deux utilisateurs peuvent avoir une perception différente d'une même teinte. Une image peut être considérée totalement rouge pour l'un et partiellement rouge et orange pour l'autre.

Les travaux réalisés dans le laboratoire CRESTIC ([4],[100],[37],[38]) sur la classification des images par couleurs dominantes ont permis de prendre en compte cet aspect de la perception.

Contrairement aux méthodes classiques de classification d'images basées sur la détermination de degrés de similitudes entre images, utilisant différentes approches (SVM, histogrammes de couleurs, comparaison de régions, image requête, ...), les travaux de l'équipe MODECO ont eu pour objectif de classifier les images par couleurs dominantes exprimées par des termes linguistique (rouge sombre).

Pour cela, la couleur est représentée sur trois dimensions (teinte, luminance et saturation). Pour chaque dimension un ensemble de descriptifs ainsi que des fonctions d'appartenance floues ont été définis. L'affectation d'une image à une couleur dominante se fait par l'agrégation de l'ensemble des fonctions d'appartenance appliquées à l'ensemble des pixels de l'image associée un seuil de tolérance.

Cependant ces différents travaux ne tiennent pas compte du fait que la perception de la couleur peut varier d'un utilisateur à l'autre.

L'objectif de ce travail de thèse est de mettre en œuvre une démarche interactive de construction du profil utilisateur modélisant sa propre perception. Pour cela chaque

utilisateur pourra être considérée soit comme expert soit comme non-expert. Dans le cas d'un utilisateur expert, celui-ci devra construire son profil en utilisant une procédure interactive de questionnement.

Dans le cas d'un utilisateur non-expert, nous proposons une nouvelle procédure d'agrégation permettant de construire le profil d'un utilisateur à partir des profils expert déjà construits.

Ce document est présenté en deux parties composées respectivement de trois et deux chapitres.

Dans la première partie, nous présenterons quelques définitions et méthodes concernant la modélisation des perceptions et des profils dans le premier chapitre, l'utilisation des sous-ensembles flous pour la modification et la fusion des connaissances dans le chapitre 2 et enfin le chapitre trois sera consacré aux différentes méthodes de classification d'images par le contenu.

Dans la deuxième partie du document sera présentée la démarche interactive de construction d'un profil :

- Dans le quatrième chapitre, nous présenterons deux démarches pour construire le profil représentant la perception d'un utilisateur à travers des sous-ensembles flous. Une démarche descriptive dans le cas d'un utilisateur expert et une démarche constructive dans le cas d'un utilisateur non-expert. Pour la démarche descriptive, nous proposerons une procédure de questionnement de l'utilisateur permettant de définir complètement l'ensemble des sous-ensembles flous représentant sa perception.

Dans le cas d'un utilisateur non-expert (*simple*), celui-ci pourra définir sa propre perception en comparant et en sélectionnant quelques profils reflétant la perception d'utilisateurs experts. Nous présenterons dans ce chapitre une procédure d'agrégation permettant de construire le profil de l'utilisateur à partir des profils experts sélectionnés.

Une application de la démarche dans le cas de la perception de la couleur sera

également présentée.

- Nous nous intéresserons, dans le chapitre 5, à l'exploitation des profils construits pour la classification d'images. Afin de simplifier le processus de traitement des images, nous proposerons une démarche permettant de construire le profil d'une image selon la perception d'un utilisateur en utilisant le profil standard de l'image et le profil représentant la perception de l'utilisateur. Dans cette démarche nous utiliserons une nouvelle définition de la comparabilité et de la compatibilité de deux sous-ensembles flous.

Pour finir, nous présenterons dans ce chapitre une implémentation informatique de la démarche. La structure de la base de données ainsi que quelques exemples seront également présentés.

Nous terminerons ce document par une conclusion qui rappellera le travail effectué ainsi que les perspectives envisagées.



# Première partie

## État de l'art et réflexions



# 1

## Perception et profil

### *Résumé :*

*Dans ce chapitre nous présentons quelques définitions et résultats théoriques concernant la perception, la modélisation des profils ainsi que les systèmes de recommandations.*

### Sommaire

---

<b>1.1</b>	<b>La définition de la perception . . . . .</b>	<b>10</b>
<b>1.2</b>	<b>Les théories de la perception . . . . .</b>	<b>10</b>
<b>1.3</b>	<b>Les processus de la perception . . . . .</b>	<b>13</b>
<b>1.4</b>	<b>Profils . . . . .</b>	<b>14</b>
1.4.1	Définition des profils . . . . .	15
1.4.2	Importance, Construction, Types . . . . .	15
1.4.3	Utilisation et qualité . . . . .	16
1.4.4	Feedback . . . . .	17
<b>1.5</b>	<b>Systèmes de recommandations . . . . .</b>	<b>18</b>
1.5.1	Typologie des systèmes de recommandations . . . . .	19
1.5.2	Problèmes fondamentaux des systèmes de recommandations . . . . .	21

---

## 1.1 La définition de la perception

La perception est le processus de sélection, de l'organisation et de l'interprétation des données sensorielles sous la forme d'une conscience mentale. Aussi, la perception est le processus par lequel se réalise notre connaissance du monde extérieur et elle nous aide à identifier et à donner des significations à nos sensations.

Les psychologues distinguent entre les sens et la perception. Le sens est le simple résultat d'une variation ou d'un stimulus donné, émis par l'entourage, qui est à l'origine de l'apparition de la première information et du processus qui se traduit pour activer les cellules et les organes de réception (zones de la peau, yeux, oreilles...). La perception est un comportement plus complexe qui exige un lien de nombreuses sources d'information, non seulement sensorielles, mais aussi en rapport avec la mémoire, la motivation et l'évaluation. En conclusion, le sens est la détection et la conversion, tandis que la perception est la sélection, l'organisation et l'interprétation.

## 1.2 Les théories de la perception

Il existe de nombreuses théories qui ont tenté d'expliquer le concept de la perception et qui sont rassemblées dans sept points selon Bagot[7] :

– La théorie structuraliste et empirique

Les théoriciens de la fin du 19ème siècle et du début du 20ème siècle ont utilisé les termes 'structuraliste' et 'empirique'. Ils ont divisé le sujet de recherche en plusieurs éléments simples, leur époque a été connue aussi par l'époque de l'élémentarisme. Ces termes ont affecté l'ensemble de toutes les sciences au cours de cette période, y compris la psychologie.

Dans le domaine de la psychologie, le sujet a été fragmenté surtout en ce qui concernait les sens; les chercheurs ont établi des liens pour chaque élément

du sens, selon l'ordre et la fonction, conformément à un processus de liaison spécifique et c'est ce qui a donné à ce scénario le nom d'associationnisme. Par exemple les méthodes d'association sont la similarité, la différence, la proximité temporelle, la proximité spatiale, l'intensité, l'inséparabilité et la répétition.

La perception est le résultat d'une grande collection des sens préliminaires dépendant principalement de la structure des liens entre les éléments (d'où la notion de structuralisme) et du rôle de l'expérience et de l'apprentissage essentiels (d'où la notion de l'empirisme). Cette théorie était fermement opposée à la tendance instinctive des autres chercheurs qui estiment que les compétences cognitives sont innées.

– Le béhaviorisme (comportement)

La théorie du béhaviorisme apportée par Watson en 1913 s'oppose à toutes les autres théories qui utilisent les connaissances de l'introspection. Elle se base sur le principe de l'activité mentale et psychique. Les phénomènes psychologiques peuvent s'expliquer par le principe de l'action et de la réaction.

Cette théorie a affecté un grand nombre de chercheurs dans le domaine de l'apprentissage et de la compréhension du comportement. Elle a pris la personne pour une boîte noire, et les sentiments sont des réactions aux stimuli extérieurs.

– La théorie de la Gestalt

Cette théorie est apparue comme une réaction contre l'approche d'analyse et d'élémentarisme et elle s'oppose aussi fortement à l'émergence de la théorie comportementale. D'après cette théorie, l'environnement n'est plus actif sur l'individu, mais celui-ci est le constructeur et directeur de son environnement, ce qui fait que la perception n'est plus simplement réduite au montant total des sens préliminaires.

L'émergence de la notion de gestalt a apparue avec M. Wertheimer, Kohler et K. Koffka qui ont expliqué l'idée que "le tout est plus grand que la somme de ses parties".

– Le constructivisme

Cette théorie donne un rôle actif à la personne qui construit sa perception à

partir des données extraites peu à peu par l'observation. J.Hochberg (1970) a insisté dans le domaine de la perception visuelle, sur le rôle essentiel des mouvements de l'oeil dans lequel les données collectées à partir de beaucoup de points de l'espace construisent une carte mentale des lieux et des sujets observés. Cette approche est compatible avec certains concepts neurophysiologiques actuels qui favorisent l'idée que les liens entre les réseaux neurophysiologiques forment la base principale de la perception cognitive.

– Approche écologique de la perception

L'évolution de ce concept, proposé par Gibson en 1979, en particulier dans le domaine de la perception visuelle, est basée sur le principe que toutes les données nécessaires pour la compréhension existent dans l'environnement et il suffit de les prendre [32]. La théorie a joué un rôle important dans la sensibilisation à l'environnement et dans l'interprétation visuelle de la profondeur et du mouvement [46].

– Approche transactionnaliste

Cette théorie proposée par A. Ames et développée par W.H. Ittelson dans les années soixante [3][57]. Selon cette théorie, la perception est définie comme étant une compréhension théorique de la transaction ou une relation entre la personne et son entourage. Ce n'est pas suffisant que la personne prenne compte des changements structurels de l'objet perçu comme le définit la théorie de Gestalt, ni des changements de l'entourage général. La personne crée son monde où elle vit à partir de son point de vue, en se basant sur ses expériences antérieures. La perception se fait par l'envoi continu et sans conscience des hypothèses à l'égard de l'entourage et se termine par la préférence d'une hypothèse finale. La perception exige des facteurs personnels qui déterminent le choix. Lorsque les données sont vagues la personne choisit les hypothèses qui lui semblent les plus appropriées à la situation.

– La théorie cognitive

La perception selon la théorie cognitive est le résultat d'un groupe de processus mentaux qui permettent de donner une indication de ce que le corps perçoit par

les sens. L'objectif de cette approche est l'interprétation et la compréhension des différentes opérations. Les caractéristiques de cette théorie ont commencé à émerger dans les années cinquante, mais elle s'est établie avec la parution du livre de Ulric Neisser intitulé "Cognitive Psychology" en 1967.

Cette théorie est basée sur le modèle de l'analyse de l'information qui prétend que la perception peut être divisée en de nombreuses étapes. Chaque étape est un traitement spécial de l'information et cela ne signifie pas que ces étapes sont en série, mais certaines sont simultanément actives.

La théorie vise d'abord à identifier les différentes étapes du traitement, et ensuite à essayer de déterminer la nature et les caractéristiques de ces étapes, en précisant quelle forme ces informations fournies prennent à chaque niveau et en mettant en évidence l'utilisation de règles sémantiques.

## 1.3 Les processus de la perception

Les trois processus de base pour la reconnaissance de la perception sont : la sélection, l'organisation et l'interprétation. Ces trois processus sont complémentaires et nécessaires pour la construction de toute forme de perception.

### 1. Sélection

L'individu choisit un certain nombre de messages transmis. La sélection est le résultat de cellules nerveuses spécialisées qui répondent uniquement à un certain type de données. Le manque de stimulation peut causer des perturbations dans la croissance de ces cellules spécialisées. Le processus de sélection est touché par les changements et les modifications de l'environnement, Par contre la stabilité des agitateurs (au niveau du sens) va baisser la stimulation cérébrale et c'est ce qu'on appelle l'habituation.

### 2. Organisation

Les psychologues ont étudié le sujet de l'organisation cognitive et ils ont défini les principes qui servent à percevoir les formes [13]. Ces principes sont : la

figure et le fond, la proximité, la continuité, la fermeture, la contiguïté et la similitude.

### 3. Interprétation

C'est la dernière étape dans le processus de perception, elle est influencée par l'expérience vécue, les attentes cognitives, les besoins et les préoccupations culturelles et le contexte des signaux émis.

## 1.4 Profils

La masse du contenu disponible sur le World Wide Web et dans différentes applications informatiques soulève des questions importantes sur l'utilisation efficace de ces systèmes. Par exemple, le Web est en grande partie non structuré, avec des pages écrites par beaucoup de personnes sur une gamme de matières diverses, rendant la lecture rapide et simple trop longue pour être pratique. Le filtrage des pages web est ainsi devenu nécessaire pour la plupart des utilisateurs. Les moteurs de recherche sont efficaces au filtrage des pages qui assortissent des questions explicites. Malheureusement, les gens trouvent une difficulté à exprimer ce qu'ils veulent, particulièrement s'ils sont forcés à employer un vocabulaire limité tel que des mots-clés. Cependant, ces questions sont souvent mal formulées, et leurs résultats sont formés par de grandes listes de pages contenant seulement un petit nombre de pages utiles. Afin de donner effectivement la bonne information aux personnes concernées, les systèmes comptent sur les profils d'utilisateur qui indiquent les types d'informations générales (mais pas nécessairement les données élémentaires spécifiques) qu'un utilisateur est intéressé à recevoir. Pour les utilisateurs, les profils sont des moyens de rechercher des informations intéressantes. Un utilisateur peut soumettre un profil à un système une fois, et puis reçoit les objets qui lui sont appropriés.

### 1.4.1 Définition des profils

Le contexte de l'utilisateur ou autrement dit le profil peut inclure le niveau d'expertise de l'utilisateur et ses domaines d'intérêt. Un profil d'utilisateur est un ensemble de données spécifiques qui définissent les intérêts de cet utilisateur, son niveau d'expertise, et son contexte. Le contexte et la personnalisation sont certains des facteurs clés pour l'accès précis et efficace des informations importantes dans les bibliothèques numériques de l'Internet et en général dans plusieurs moteurs de recherche d'information et dans différentes applications.

### 1.4.2 Importance, Construction, Types

Le profilage d'utilisateur est typiquement basé sur la connaissance ou sur le comportement. Les approches basées sur la connaissance nécessitent la construction de modèles statiques d'utilisateurs et affectent dynamiquement aux nouveaux utilisateurs les modèles les plus proches. Des questionnaires et des entretiens sont souvent utilisés pour obtenir cette connaissance de l'utilisateur. Les approches basées sur la connaissance sont appelées démarches constructives.

Les approches basées sur le comportement emploient le comportement de l'utilisateur comme modèle, généralement utilisant des techniques d'apprentissage automatique pour découvrir les modèles utiles dans le comportement. Les approches basées sur la connaissance sont appelées démarches descriptives.

Le profilage d'utilisateur, employé par la plupart des systèmes, est basé sur le comportement, généralement utilisant un modèle binaire de classe pour représenter ce que les utilisateurs trouvent intéressant et non-intéressant. Les techniques d'apprentissage automatique sont alors employées pour trouver les objets d'intérêt possible en se basant sur le modèle binaire.

Néanmoins, chaque utilisateur ne peut pas être disposé à construire son profil d'utilisateur à partir de rien, ceci peut être une tâche complexe et longue. On nomme expert l'utilisateur qui choisit de décrire en détail son profil. Basé sur les profils personnels préliminaires, qui ont été décrit manuellement par des experts,

de nouveaux profils peuvent être construits d'une façon plus simple. Le profil dérivé automatiquement peut alors être vu comme étant le profil préliminaire qui au vu des intérêts, des besoins et de la perception d'un utilisateur, doit être adapté. L'utilisateur qui choisit d'utiliser un tel profil est nommé utilisateur non-expert.

### **1.4.3 Utilisation et qualité**

La qualité des profils d'utilisateur est une clé pour le système. Du point de vue de l'utilisateur, il y a plusieurs problèmes émergents comme par exemple le problème de précision. Si une grande proportion des objets que le système envoie à l'utilisateur est non pertinente, alors le système devient plus un ennui qu'une aide. Réciproquement, si le système ne fournit pas à l'utilisateur assez d'informations, l'avantage du processus est en grande partie perdu, parce que l'utilisateur devra encore activement chercher l'information. Ces problèmes peuvent rendre les utilisateurs non-satisfaisant, et peuvent finalement rendre le système sans valeur.

Un facteur de contribution à la qualité de profil est la langue employée pour décrire les profils. Pour les objets non structurés ou semi-structurés tels que des pages Web, il est notamment difficile de formuler les questions booléennes qui retournent des ensembles de résultat de taille raisonnable. Dans la plupart des cas, ces questions souffrent typiquement des problèmes, soit en renvoyant trop de résultats, soit en ne renvoyant aucun résultat. En outre, la difficulté de formuler des questions efficaces se développe proportionnellement avec la taille de l'ensemble de données.

Pour les données textuelles, les profils basés sur le langage naturel sont raisonnablement efficaces à représenter les besoins de l'utilisateur. Cependant, même avec une bonne représentation de profil, il est probable qu'un profil d'utilisateur ne puisse pas fournir très précisément les résultats convenables. Les systèmes actuels exigent typiquement des utilisateurs de spécifier explicitement leurs profils, souvent avec des ensembles de mots-clés ou de catégories. Il est difficile pour un utilisateur de spécifier exactement et correctement les informations demandées par le système. Aussi, il ne faut pas oublier que les profils sont souvent construits avec l'hypo-

thèse que les utilisateurs changent rarement leurs intérêts ; si le profil ne suit pas les besoins de l'information d'utilisateur, les problèmes de précision et de rappel surgiront rapidement.

#### 1.4.4 Feedback

Les gens trouvent qu'exprimer clairement ce qu'ils veulent est une tâche difficile, mais ils sont très bons pour identifier ce qu'ils cherchent quand ils le voient. Cette perspicacité a mené à l'utilisation du feedback. Avec des exemples positifs et négatifs suffisants, les techniques modernes d'apprentissage automatique peuvent classer de nouvelles pages avec une exactitude impressionnante ; dans certains cas l'exactitude de classification automatique dépasse les possibilités humaines. L'obtention des exemples suffisants est difficile et surtout quand on essaye d'obtenir des exemples négatifs.

Le fait de demander à des personnes de fournir des exemples, en termes de période et d'effort, n'est pas rentable. Les exemples négatifs sont particulièrement infructueux, puisqu'il pourrait y avoir beaucoup d'articles non pertinents à n'importe quelle question typique. La surveillance discrète fournit les exemples positifs de ce que l'utilisateur recherche, sans interférer dans l'activité professionnelle normale des utilisateurs. Une heuristique peut également être appliquée pour impliquer des exemples négatifs du comportement observé, bien que généralement avec moins de confiance. Cette idée a mené aux systèmes "content-based", qui discrètement observent le comportement des utilisateurs et recommandent les nouveaux exemples qui se corrélaient avec un profil d'utilisateur. Une autre manière de recommander des exemples est basée sur les estimations fournies par d'autres personnes qui ont aimé l'article auparavant.

Les systèmes de collaboration font ceci en demandant à des personnes d'évaluer des sujets explicitement et de recommander alors les nouveaux sujets que les utilisateurs semblables ont évalués positivement.

## 1.5 Systèmes de recommandations

Les systèmes de recommandations ont été présentés comme une technique intelligente qui traite le problème d'information et du profilage de l'utilisateur [71]. Ils peuvent être utilisés pour fournir efficacement des services personnalisés dans la plupart des domaines de l'informatique et surtout dans les systèmes de commerce électronique.

Les deux entités de base qui apparaissent dans n'importe quel système de recommandation sont l'utilisateur (parfois également dit client) et l'article (également désigné sous le nom du produit). Un utilisateur est une personne qui utilise le système de recommandation fournissant son avis au sujet de divers articles et recevant des recommandations au sujet de nouveaux articles du système [63]. L'entrée d'un système de recommandation dépend du type d'algorithme de filtrage utilisé. Divers algorithmes de filtrage seront discutés dans les sections suivantes.

Généralement, l'entrée appartient à une des catégories suivantes :

1. Les évaluations (également appelées les votes), qui expriment l'opinion des utilisateurs sur des articles. Ces évaluations sont normalement fournies par l'utilisateur et suivent une échelle numérique spécifique (exemple : de 1 (mauvais) à 5 (excellent) ). Une autre possibilité d'évaluation est l'évaluation binaire (0 ou 1). Il peut également être recueilli implicitement de l'histoire de l'achat de l'utilisateur, des notations du Web, des visites de lien hypertexte etc.
2. Les données démographiques, telle que l'âge, le genre, la formation des utilisateurs. Il est habituellement difficile d'obtenir ce genre de données.
3. Les données du contenu, qui sont basées sur une analyse textuelle des documents et sont rapportées aux articles évalués par l'utilisateur. Les caractéristiques extraites par cette analyse sont employées comme entrée dans l'algorithme de filtrage afin d'impliquer un profil d'utilisateur.

Le but des systèmes de recommandation est de produire des suggestions au sujet de nouveaux articles ou de prévoir l'utilité d'un article spécifique pour un utilisateur

particulier. Dans les deux cas le processus est basé sur les données fournies, qui sont liées aux préférences de l'utilisateur. Les relations de préférences utilisateurs-articles seront stockées dans des matrices, de même pour les relations articles-articles et utilisateurs-utilisateurs. Les matrices vont servir plus tard pour le calcul de similitude entre les utilisateurs ou le calcul de similitude entre les articles.

Le résultat d'un système de recommandation peut être soit une prévision soit une recommandation. Une prévision est exprimée par une valeur numérique qui représente l'opinion prévue de l'utilisateur actif à l'égard de l'article. Cette valeur prévue devrait nécessairement être dans la même échelle numérique (exemple : le 1 mauvais, 5 excellent) qui est utilisée durant l'étape d'entrée des avis fournis au commencement par l'utilisateur actif.

Une recommandation est exprimée par une liste d'articles, et on attend que cette liste soit acceptable selon les préférences de l'utilisateur. L'approche habituelle dans ce cas exige que cette liste ne doit pas inclure les articles que l'utilisateur a déjà vus ou évalués.

### 1.5.1 Typologie des systèmes de recommandations

Les systèmes de recommandations sont habituellement classifiés selon trois catégories : filtrage collaboratif, filtrage basé sur le contenu et filtrage hybride. Cette classification est basée sur la façon dont les recommandations sont émises.

#### 1. Filtrage collaboratif

L'entrée d'un système de filtrage collaboratif est un ensemble d'évaluations des utilisateurs pour des articles [47]. Les utilisateurs peuvent être comparés en se basant sur leur évaluation partagée des articles, créant la notion d'utilisateurs voisins. De même, les articles peuvent être comparés en se basant sur les appréciations des utilisateurs, créant la notion d'articles voisins.

L'évaluation d'un article par un utilisateur donné peut alors être prévue en se basant sur les évaluations données par les utilisateurs voisins et par les articles voisins [61].

Le filtrage collaboratif regroupe l'ensemble des méthodes qui visent à construire des systèmes de recommandation utilisant les opinions et évaluations d'un groupe pour aider l'individu.

– Le filtrage collaboratif utilisateurs

La prévision de l'évaluation d'un article par un utilisateur est basée sur les évaluations de cet article faites par d'autres utilisateurs qui sont considérés voisins. Ainsi, une mesure de similitude entre utilisateurs doit être définie avant que l'ensemble des voisins soit choisi. En outre, une méthode pour combiner les évaluations de ces voisins sur l'article cible doit être aussi choisie en avance.

– Le filtrage collaboratif objets

La prévision de l'évaluation d'un article par un utilisateur est basée sur les évaluations que le même utilisateur a donné à des articles qui sont considérés voisins. De même, une mesure de similitude entre les articles doit être définie avant que l'ensemble des articles voisins soit choisie.

– Le filtrage collaboratif basé sur le contenu

L'idée générale est de dériver un modèle de données hors-ligne afin de prévoir des évaluations en-ligne le plus rapidement possible. Un type de modèle proposé sert à grouper les utilisateurs dans des *clusters* hors-ligne et à prévoir une évaluation de l'utilisateur en-ligne pour un article en utilisant seulement les évaluations des utilisateurs qui appartiennent au même *cluster*.

## 2. Systèmes de recommandation avec filtrage basé sur le contenu

Ces systèmes de recommandation recommandent un article à un utilisateur en se basant sur une description de l'article et sur un profil d'intérêts de l'utilisateur. Les systèmes de recommandation doivent avoir des méthodes pour décrire les articles qui peuvent être recommandés, des méthodes pour créer un profil de l'utilisateur qui décrit les types d'articles qu'il préfère, et des méthodes pour comparer les articles au profil d'utilisateur pour déterminer

les articles intéressants [78].

### 3. Systèmes hybrides

Les systèmes de recommandation avec filtrage basé sur le contenu peuvent ainsi aborder quelques limitations présentes dans les systèmes de filtrage collaboratif. Ils peuvent fournir des recommandations pour de nouveaux articles même lorsqu'aucune estimation n'est disponible. Ils peuvent également manipuler des situations où les utilisateurs ne considèrent pas les mêmes articles mais considèrent les articles semblables. Cependant, pour être efficaces, ils ont besoin des descriptions riches et complètes des articles et des profils d'utilisateur bien-construits. C'est la limitation principale de systèmes avec filtrage basé sur le contenu. Les systèmes de filtrage collaboratif n'exigent pas l'existence de descriptions d'articles bien structurées. Par contre, ils sont basés sur les préférences d'utilisateurs pour les articles, et peuvent porter une signification plus générale que celle contenue dans une description de l'article. Ils ont l'avantage de fournir une vue globale sur l'intérêt et la qualité des articles. Ces approches complémentaires mènent à la conception des systèmes hybrides [19] [40]. Un système hybride peut se construire en utilisant un système de filtrage collaboratif suivi d'un système de filtrage basé sur le contenu et puis en combinant les estimations des deux systèmes par l'application d'une méthode de vote [68].

#### 1.5.2 Problèmes fondamentaux des systèmes de recommandations

Il est important pour chaque nouvel algorithme de filtrage de proposer des suggestions ou des solutions pour ces problèmes.

- La qualité des recommandations : La confiance est le mot clé pour les systèmes de recommandations. Les utilisateurs ont besoin des recommandations, auxquelles ils peuvent faire confiance. Pour réaliser cela, un système de recommandations devrait réduire au minimum les erreurs positives fausses, c.-à-d. les articles qui

- sont recommandés (positifs), tandis que le client ne les aime pas (faux).
- Densité : Il est habituel dans les systèmes de commerce électronique, que même les clients les plus actifs achètent ou évaluent un pourcentage très limité des produits, une fois comparé au total disponible. Cela mène aux matrices creuses "utilisateur-article", et à l'incapacité de localiser les articles voisins, qui résulte à la génération des recommandations faibles. En conséquence, on devrait proposer des techniques pour réduire les matrices creuses "utilisateur-article".
  - Extensibilité : Les systèmes de recommandation exigent des calculs, qui augmentent avec le nombre de clients et le nombre d'articles. Un algorithme efficace quand le nombre de données est limité, peut ne pas produire un nombre satisfaisant de recommandations quand la quantité de données augmente. Ainsi, il est vital d'appliquer des algorithmes qui soient capables d'être extensibles.
  - Synonymie : Les systèmes de recommandation ne peuvent pas découvrir l'association latente entre les produits, qui ont différents noms, mais qui sont semblables. Une méthode devrait être utilisée pour s'enquérir l'existence de telles associations latentes et pour l'utiliser afin de produire de meilleures recommandations.
  - Problème d'utilisateur inhabituel : Ce problème se rapporte à des individus avec des avis peu communs, et qui ne conviennent pas ou ne sont pas d'accord avec le groupe d'utilisateurs. Ces individus ne bénéficient pas des systèmes de recommandation puisqu'ils ne reçoivent pas de prévisions précises.

Après avoir présenté un état de l'art sur la perception et la notion de profil, nous allons présenter dans le chapitre suivant l'état des lieux sur les outils de la théorie des sous-ensembles flous.

# 2

## Outils pour la modification et la fusion des connaissances représentées par des sous-ensembles flous.

### *Résumé :*

*Dans ce chapitre nous présentons différents outils de la logique floue pour la modification et la fusion des connaissances. Après une présentation des sous-ensembles flous dans la deuxième section, nous présentons les différents agrégateurs flous. Et enfin, la dernière section est consacrée aux modificateurs flous.*

### Sommaire

---

<b>2.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>24</b>
<b>2.2</b>	<b>Les sous-ensembles flous</b>	<b>25</b>
<b>2.3</b>	<b>Agrégateurs flous</b>	<b>27</b>
2.3.1	Comportement et propriétés	28
2.3.2	Agrégateurs de base	30
2.3.3	Intégrales de Sugeno et Choquet	34
2.3.4	Agrégation par règles floues	35

<b>2.4</b>	<b>Modificateurs flous</b>	<b>37</b>
2.4.1	Représentation des modificateurs	37
2.4.2	Comportement des modificateurs	38

---

## 2.1 Introduction

Une langue naturelle est caractérisée par le vocabulaire et la grammaire. Les perceptions, comme beaucoup d'autres concepts, sont décrites par le langage, donc en utilisant les outils linguistiques. La perception est définie sémantiquement et non pas numériquement alors les propositions utilisées pour décrire une perception sont des propositions descriptives et qualitatives plutôt que quantitatives.

Le développement des outils qui permettent la manipulation d'information, comme cela est fait au niveau humain, est une partie importante de la recherche contemporaine. Une école de recherche contribuant à cet effort a ses origines dans le lancement du travail de Zadeh sur les ensembles flous. L'approche de Zadeh s'appuie sur la perception pour décrire des propositions, ce qui peut être plus tard représenté et manœuvré sous forme d'une théorie généralisée d'incertitude [116] [118].

Les développements récents dans cette approche ont inclus l'idée du calcul avec les mots, la théorie informatique des perceptions et la granularité dans la connaissance humaine. Dans l'approche floue au développement des systèmes intelligents, la théorie du raisonnement approximatif fournit les mécanismes nécessaires pour l'exécution formelle en rendant disponible les outils exigés pour la représentation et la manipulation de la connaissance.

Comme lorsqu'on dit par exemple "Monica est jeune". Cette proposition est imprécise d'après l'utilisation du mot "jeune". L'âge de Monica est "jeune", donc l'âge est une contrainte qui prend la valeur *jeune* pour le cas de Monica.

"La plupart des suédois sont de grande taille". Cette proposition est imprécise

d'après l'utilisation des mots 'plupart' et 'grande'. On peut tourner cette proposition pour devenir "la taille de la plupart des suédois est grande". On définit la taille des suédois comme étant *grande* et cela est vrai pour la plupart des suédois. On peut dire que la taille est une contrainte qui peut prendre la valeur *grande* pour la plupart de la population suédoise

Une contrainte généralisée est exprimée comme  $X \text{ isr } R$ , où  $X$  est la contrainte,  $R$  est la relation de contrainte, généralement non-bivalente, et 'is' c'est simplement le verbe être, et  $r$  est une variable d'indexation qui définit la modalité de la contrainte, c.-à-d., sa sémantique [117].

Comme énoncé par Zadeh, un composant central du raisonnement approximatif est la représentation de la connaissance par l'association d'une valeur avec une variable. Ces variables sont à l'origine de nature floue et leurs valeurs sont données par une fonction d'appartenance au sous-ensemble flou associé au variable.

## 2.2 Les sous-ensembles flous

Soit  $\Omega$  l'ensemble de référence. Un sous-ensemble "crisp"  $A$  de  $\Omega$  est défini par une fonction caractéristique  $X(A)$  qui prend une valeur 0 pour les éléments qui n'appartiennent pas à  $A$  et une valeur 1 pour ceux qui appartiennent à  $A$  cf. Figure 2.1.

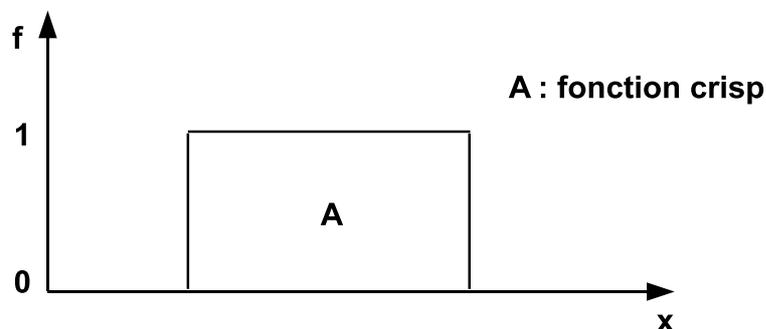


FIGURE 2.1 – Ensemble crisp A

$$X_A(x) : \Omega \rightarrow \{0, 1\}$$

$$X_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases}$$

Un sous-ensemble flou  $A$  de  $\Omega$  est défini par une fonction d'appartenance qui associe à chaque élément  $x$  de  $\Omega$  une valeur 0 si  $x$  n'appartient pas à  $A$  et un taux d'appartenance (au sous-ensemble flou  $A$ ) entre 0 et 1 si  $x$  appartient à  $A$  cf. Figure 2.2.

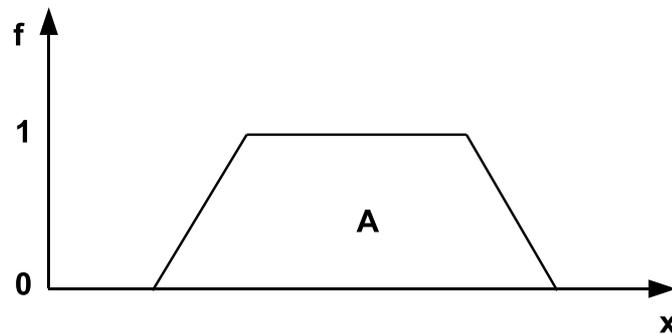


FIGURE 2.2 – Sous-ensemble flou  $A$

$$\mu_A(x) : \Omega \rightarrow \{0, 1\}$$

$$X_A(x) = \begin{cases} \mu & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases}$$

Dans le cas particulier où  $x$  prend seulement des valeurs égales à 0 ou à 1, le sous-ensemble flou  $A$  est un sous-ensemble "crisp" de  $\Omega$ .

Quelques caractéristiques d'un sous-ensemble flou :

- Support : Le support de  $A$  est l'ensemble de tous les éléments qui appartiennent à  $A$  et avec un taux différent de 0.

$$\text{Support}(A) = \{x \in \Omega / \mu_A(x) \neq 0\}$$

- Noyau : Le support de  $A$  est l'ensemble de tous les éléments qui appartiennent à  $A$  et avec un taux égal à 1.

$$\text{Noyau}(A) = \{x \in \Omega / \mu_A(x) = 1\}$$

- Hauteur : La hauteur est le plus grand taux d'appartenance des éléments du sous-ensemble  $A$

$$H(A) = \sup(\mu_A(x))$$

Soit  $F(\Omega)$  l'ensemble de tous les sous-ensembles flous de  $\Omega$ .

Deux sous-ensembles flous  $A$  et  $B$  de l'ensemble  $F(\Omega)$  sont dits égaux si leurs fonctions d'appartenance ont les mêmes valeurs pour chaque point de  $\Omega$  :

$$\forall x \in \Omega, \quad \mu_A(x) = \mu_B(x)$$

Un sous-ensemble flou  $A$  de  $\Omega$  est dit inclus dans un autre sous-ensemble flou  $B$  de  $\Omega$  si chaque élément qui appartient à  $A$  appartient aussi à  $B$  avec un taux d'appartenance plus petit :

$$\forall x \in \Omega, \quad \mu_A(x) \leq \mu_B(x)$$

L'intersection entre deux sous-ensembles flous  $A$  et  $B$  est défini par un opérateur binaire dans l'intervalle  $[0,1]$

$$inter : [0..1] \times [0..1] \rightarrow [0..1]$$

$$\forall x \in \Omega, \quad inter[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_{A \cap B}(x)$$

Un opérateur d'intersection standard entre  $\mu_A(x), \mu_B(x)$  est le *minimum* de  $(\mu_A(x), \mu_B(x))$

L'union entre deux sous-ensembles flous  $A$  et  $B$  est défini par un opérateur binaire dans l'intervalle  $[0,1]$

$$Union : [0..1] \times [0..1] \rightarrow [0..1]$$

$$\forall x \in \Omega, \quad Union[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_{A \cup B}(x)$$

Un opérateur d'union standard entre  $\mu_A(x), \mu_B(x)$  est le *maximum* de  $(\mu_A(x), \mu_B(x))$

## 2.3 Agrégateurs flous

Les opérateurs d'agrégation sont des objets mathématiques qui ont comme fonction de réduire un ensemble de nombres en un nombre représentatif unique. L'agréga-

tion a pour but l'utilisation simultanée de différentes informations fournies par plusieurs sources, afin d'arriver à une conclusion ou à prendre une décision.

Les fonctions d'agrégation transforment un nombre fini d'entrées, appelés arguments, en une sortie unique. Elles sont appliquées dans plusieurs domaines et en particulier dans différentes approches de prise de décision, où les valeurs à agréger sont typiquement des degrés de préférence ou de satisfaction.

La nature du problème d'agrégation impose le choix et l'utilisation des fonctions qui se diffèrent par rapport à leurs types, ces fonctions doivent être prises en considération en liaison avec les différentes situations et les propriétés diverses des problèmes.

### **2.3.1 Comportement et propriétés**

La prise de décision implique souvent l'agrégation de plusieurs informations venant de différentes sources. Par exemple une agrégation des préférences données par plusieurs individus d'un groupe, l'agrégation des critères dans des problèmes de décision multi-critères, ou la fusion des opinions probablement incertaines fournies par plusieurs sources. Les opérateurs d'agrégation sont des fonctions qui peuvent être aussi employées pour ranger les solutions et non pas seulement pour combiner les informations. On distingue plusieurs types de comportement des opérateurs et on cite les trois suivants :

1. Comportement décisionnel : Il est utile d'avoir la possibilité d'exprimer le comportement du décideur. Par exemple : tolérant, optimiste, pessimiste ou strict. Ces comportements sont habituellement appelés des comportements disjonctifs ou conjonctifs.
2. Poids sur les arguments : Il est important de pouvoir exprimer des poids sur les arguments. Ceci peut être compris en favorisant certains d'entre eux.
3. Paramètres Interprétables : Les paramètres doivent avoir une interprétation sémantique presque évidente. Cette propriété interdit l'utilisation d'une méthodologie de boîte noire.

Un grand nombre d'opérateurs d'agrégation existe aujourd'hui. En outre, la connaissance est représentée de différentes manières et cela a forcé le développement d'outils pour traiter les différents formalismes de représentation des connaissances.

Des méthodes existent pour traiter plusieurs genres de données différentes. Par exemple, il y a des méthodes pour agréger l'information numérique, les arbres de classification, les préférences, les relations d'ordre, les images etc. L'agrégation d'information représentée par des fonctions d'appartenance est une question centrale dans les systèmes intelligents où le mécanisme flou de raisonnement est appliqué. Nous pouvons citer comme exemples typiques de tels systèmes le contrôle flou, les systèmes d'aide à la décision et les systèmes experts.

Le classement des fonctions d'agrégation peut également être présenté par rapport à un ensemble de propriétés. Chaque opérateur d'agrégation est caractérisé par des propriétés mathématiques presque communes, comme la continuité, la symétrie, l'associativité, la monotonie, la compensation (le résultat de l'agrégation est inférieur à l'élément agrégé le plus élevé et supérieur à l'élément agrégé le plus bas), les conditions aux limites etc. et d'autres propriétés plus spécifiques comme l'élément absorbant (comme un point d'élimination qui donne un résultat déterminé à l'avance pour chaque expression), l'élément neutre (peut être employé pour être associé à un argument qui ne devrait avoir aucune influence sur l'agrégation), l'idempotence (on agrège plusieurs fois la même valeur, on trouve toujours la valeur initiale), renforcement (renforcer l'agrégation d'une collection des points extrêmes).

Plusieurs groupes de recherche se sont directement intéressés à trouver des solutions, et chacun de ces groupes emploie ou propose quelques méthodologies afin d'exécuter une agrégation intelligente, comme par exemple l'utilisation des règles, l'utilisation des réseaux de neurones, l'utilisation des techniques spécifiques de fusion, l'utilisation de la théorie des probabilités, la théorie de possibilité et la théorie des sous-ensembles flous, etc. Mais toutes ces approches sont basées sur un certain

opérateur numérique d'agrégation. En d'autres termes, et jusqu'à un certain point, il y a un besoin d'agrégation des valeurs numériques et surtout quand l'agrégation numérique joue un rôle fondamental [34], [35].

### 2.3.2 Agrégateurs de base

Les t-normes et les t-conormes sont deux familles spécialisées de l'agrégation sous l'incertitude. Ces opérateurs calculent l'intersection et l'union (respectivement) des ensembles flous et ne cherchent pas à donner une valeur moyenne. Ils peuvent également être vus comme une généralisation des opérateurs logiques d'agrégation ET (t-normes) et OU (t-conormes).

Les paires des t-normes et t-conormes sont :

– minimum/maximum :

$$MIN(a, b) = \min(a, b) = a \wedge b, \quad MAX(a, b) = \max(a, b) = a \vee b$$

– Lukasiewicz :

$$LAND(a, b) = \max[(a + b - 1), 0], \quad LOR(a, b) = \min[(a + b), 1]$$

– probabilistique :

$$PAND(a, b) = a \times b, \quad POR(a, b) = a + b - a \times b$$

– renforçant/affaiblissant :

$$renf(a, b) = \begin{cases} \min(a, b) & \text{si } \max(a, b) = 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

$$affaib(a, b) = \begin{cases} \max(a, b) & \text{si } \min(a, b) = 0 \\ 1 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

On présente certains opérateurs d'agrégation qui sont souvent employés et qui sont appelés opérateurs de base [42], [48], [49]. Le prototype d'un opérateur d'agrégation, est la moyenne, aussi il y a la médiane, le minimum, le maximum et certaines généralisations classiques comme la moyenne pondérée (OWA) et les moyens d'ordre k.

Chaque opérateur d'agrégation de  $n$  variables flous ( $n \geq 2$ ) appartenant à l'intervalle  $[0,1]$  est défini par une fonction 'Agr' tel que :

$$\text{Agr} : [0, 1]^n \rightarrow [0, 1]$$

### 1. La moyenne arithmétique

La manière la plus simple et la plus commune d'agréger est d'employer une moyenne arithmétique simple (Connue également comme moyenne). Mathématiquement nous avons :

$$\text{Agr}(a_1, \dots, a_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} a_i$$

Cet opérateur est intéressant parce qu'il donne une valeur agrégée qui est plus petite que le plus grand argument et plus grande que le plus petit. Ainsi, l'agrégation en résultant est une valeur moyenne. Cette propriété est connue comme propriété de compensation. La moyenne est employée souvent puisqu'elle est simple et satisfait les propriétés du monotonie, de la continuité, de la symétrie, de l'associativité, de l'idempotence et de la stabilité pour des transformations linéaires. Mais elle n'a ni l'élément absorbant ni l'élément neutre et n'a aucune propriété comportementale.

### 2. La moyenne pondérée

La moyenne pondérée est une prolongation classique qui laisse placer des poids sur les arguments. Mais nous desserrons la propriété de la symétrie. Elle est exprimée mathématiquement par :

$$\text{Agr}(a_1, \dots, a_n) = \sum_{i=1}^{i=n} w_i \cdot a_i$$

les poids sont non négatifs et leur somme vaut 1.

### 3. La médiane

La médiane est un opérateur qui consiste à classer les arguments du plus petit au plus grand puis prend la valeur de l'élément au milieu. Si la cardinalité de l'ensemble d'arguments n'est pas impaire donc le milieu est une paire d'éléments et on prend comme milieu le moyen de ces deux arguments. Cet opérateur d'agrégation remplit les conditions de frontière, la monotonie,

symétrie, l'idempotence et évidemment le comportement de compensation. [20]

#### 4. Le minimum et le maximum

Le minimum et le maximum sont également des opérateurs d'agrégation. Dans un contexte de prise de décision l'opérateur minimum traduit une attitude conjonctive (c'est une t-norme particulière), et le maximum a un comportement disjonctif (un t-conorme). Comme les opérateurs d'agrégation ils satisfont les axiomes d'identité, condition aux limites, non décroissance, monotones, symétrie, associatif, idempotence.

#### 5. Moyennes quasi-arithmétiques

Les moyennes quasi-arithmétiques appartiennent à une grande famille basée sur la transformation de l'opérateur 'moyen'.

La moyenne quasi-arithmétique  $M_f$  est un opérateur défini par :

$$M_f : \bigcup_{n \in \mathbb{N}} [0..1]^n \rightarrow [0..1]$$

$$M_f(a_1, \dots, a_n) = f^{-1}(M(f(a_1)), \dots, f(a_n))$$

ou  $f^{-1}$  est l'inverse de la fonction  $f$  la fonction  $f$  est appelée générateur de la moyenne quasi-arithmétique  $M_f$

De cette définition on peut voir que  $M_{af+b} = M_f \forall a, b \in R, a \neq 0$

On peut distinguer plusieurs cas particuliers :

- Si  $f(x) = x$  on aura la moyenne simple.
- Si  $f(x) = \frac{1}{x}$  on aura la moyenne harmonique.
- Si  $f(x) = \log x$  on aura la moyenne géométrique.
- Si  $f(x) = x^2$  on aura la moyenne quadratique.

#### 6. Opérateurs OWA "Ordered Weighted Averaging Operators"

Les opérateurs (OWA) ont été à l'origine présentés par Yager pour fournir des moyens pour agréger des points liés à la satisfaction des critères multiples, ce qui unifie dans un opérateur le comportement conjonctif et disjonctif [113], [41].

$$Agr(a_1, \dots, a_n) = \sum_{i=1}^{i=n} w_i \cdot a_i$$

Les arguments  $a_i$  sont en relation d'ordre ( $a_1 < a_2 < \dots < a_n$ ) et  $\sum_{i=1}^{i=n} w_i = 1$  avec  $w_i > 0$

Par exemple, si on a un vecteur des poids tel que  $W_i = [0.1, 0.2, 0.3, 0.4]$  alors :

$$\begin{aligned} & Agr(0.7, 1, 0.3, 0.6) \\ &= Agr(0.3, 0.6, 0.7, 1) \\ &= (0.1)(0.3) + (0.2)(0.6) + (0.3)(0.7) + (0.4)(1) \\ &= 0.76 \end{aligned}$$

Les opérateurs OWA fournissent une famille des opérateurs d'agrégation, qui inclue plusieurs opérateurs bien connus tel que le maximum, le minimum, la moyenne d'ordre  $k$ , la moyenne médiane et la moyenne arithmétique. Afin d'obtenir ces opérateurs particuliers nous devrions simplement choisir les poids particuliers  $w_i$ .

- Si  $w_1 = 1$  et  $w_i = 0$  avec  $i \neq 1$  on aura le *Minimum*.
- Si  $w_n = 1$  et  $w_i = 0$  avec  $i \neq n$  on aura le *Maximum*.
- Si  $w_{\frac{n+1}{2}} = 1$  et  $n$  est impair on aura la *Médiane*.

De même on aura la *Médiane* Si  $w_{\frac{n}{2}} = 0.5$  et  $w_{\frac{n+1}{2}} = 0.5$  et  $n$  est pair.

- Si  $w_k = 1$  et  $w_i = 0$  avec  $i \neq k$  on aura la *Moyenne d'ordre  $k$* .
- Si  $w_i = \frac{1}{n}$  on aura la *Moyenne arithmétique*.

Les opérateurs OWA sont commutatifs, monotones, idempotents, ils sont stables pour des transformations linéaires positives et ils ont un comportement compensatoire. Cette dernière propriété traduit le fait que dans le cas d'une agrégation faite par un OWA, l'opérateur est toujours entre le maximum et le minimum.

### 2.3.3 Intégrales de Sugeno et Choquet

Une généralisation de la moyenne pondérée mène aux intégrales Choquet et Sugeno.

L'intégrale floue est basée sur la notion d'une mesure floue, qui peut être regardée comme poids d'importance d'un ensemble [73], [33].

L'intégrale de Choquet généralise les opérateurs comme l'OWA ou la moyenne pondérée, alors que l'intégrale de Sugeno généralise les opérateurs min et max.

Ces opérateurs donnent une valeur représentative moyenne de l'ensemble agrégé.

Soit un ensemble d'attributs  $A = a_1, \dots, a_n$  et  $P(A)$  l'ensemble des puissances de  $A$  c-à-d l'ensemble de tous les sous-ensembles de  $A$ . Une mesure floue sur  $A$  est une fonction  $\mu : P(A) \rightarrow [0, 1]$  satisfaisant les axiomes suivants :

- $\mu(\emptyset) = 0$  et  $\mu(A) = 1$
- $\forall X, Y \in P(A)$  si  $X \subset Y$  alors  $\mu(X) \leq \mu(Y)$

Si  $\mu$  est une mesure sur l'ensemble des critères ou attributs  $A_1, \dots, A_n$  et si  $f$  est la fonction discrète définie par les degrés de certitudes  $(x_1, \dots, x_n)$  dans l'ordre croissant sur les  $A_i$ , alors l'intégrale de Sugeno :

$$\int_{Sug} f \circ \mu = \max_{i=1}^{i=n} (\min(f(x_i), \mu(x_i, x_{i+1}, \dots, x_n)))$$

l'intégrale de Choquet est :

$$\int_{Cho} f \circ \mu = \sum_{i=1}^{i=n} (f(x_i) - f(x_{i-1}))\mu(x_i, x_{i+1}, \dots, x_n)$$

Les intégrales de Sugeno et de Choquet sont monotones, continues, idempotentes, avec un comportement de compensation. L'intégrale de Choquet est stable sous la transformation linéaire positive, alors que l'intégrale de Sugeno est stable sous une transformation semblable avec le minimum et le maximum remplaçant le produit et la somme respectivement. Cette dernière propriété précise que l'intégrale de Sugeno est plus appropriée à l'agrégation ordinale (où seulement l'ordre des éléments est important) tandis que l'intégrale de Choquet convient à l'agrégation cardinale (où la distance entre les nombres a une signification). Les possibilités de

généralisation des intégrales de Choquet et de Sugeno sont remarquables. Les deux contiennent les statistiques d'ordre et en particulier le minimum et le maximum. L'intégrale de Choquet généralise les moyennes pondérées et l'opérateur OWA, alors que L'intégrale de Sugeno généralise le minimum pondéré et le maximum pondéré.

Une règle typique d'un modèle flou de Sugeno a la forme :

$R : Si\ entrée1 = x\ et\ entrée2 = y\ alors\ le\ résultat\ est : z = ax + by + c$

Pour un modèle Sugeno d'ordre zéro, le résultat  $z$  est une constante ( $a = b = 0$ ).

Un système peut être constitué de plusieurs règles  $R_i$  et chaque règle  $R_i$  donne un résultat  $z_i$ .

L'agrégation de tous les résultats  $z_i$  donne la sortie finale du système. Chaque résultat  $z_i$  est associé à un poids  $w_i$ , le poids  $w_i$  dépend de la nature de la règle  $R_i$ .

La sortie finale du système est donnée par :

$$S = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} w_i \cdot z_i}{\sum_{i=1}^{i=n} w_i}$$

avec  $n$  le nombre de règles.

### 2.3.4 Agrégation par règles floues

Les programmes informatiques de résolution de problèmes utilisent des algorithmes bien structurés, des structures de données, et des stratégies de raisonnement pour trouver des solutions. Pour les problèmes difficiles par lesquels des systèmes experts sont concernés, il peut être plus utile d'utiliser des stratégies qui mènent souvent à la solution correcte, mais qui échouent également parfois. Les systèmes experts basés sur les règles, emploient la connaissance humaine approfondie pour résoudre des problèmes réels et cela exigerait normalement l'intelligence humaine. La connaissance est souvent représentée sous forme de règles ou comme données dans l'ordinateur. Selon la condition des problèmes, ces règles et données peuvent

être utilisées pour les résoudre.

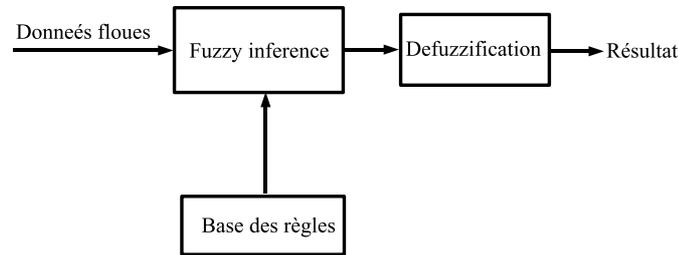


FIGURE 2.3 – Le système Mamdani

Un système basé sur les règles se compose des règles si-alors, un groupe de faits, et un interprète contrôlant l'application des règles, pour donner des résultats. Ces règles *si - alors* sont employées pour formuler les rapports conditionnels qui comportent la base de connaissance complète. Une simple règle '*si alors*' a la forme : '*si x est A alors y est B*'. La partie '*si x est A*' s'appelle l'antécédent, et la partie '*alors y est B*' s'appelle le conséquent ou la conclusion [6].

Exemple : *si* le niveau est bas *alors* ouverture du valve V. Les termes "bas" et "ouverture" sont des sous-ensembles flous définis par les vecteurs :

$$bas = \{1, 0.75, 0.5, 0.25, 0\}$$

et

$$ouverture = \{0, 0.5, 1\}$$

L'implication de *Mamdani* est exprimée par :

$$bas \circ .min \text{ ouverture}$$

avec  $\circ .min$  est l'application du *min* sur tout le produit cartésien des deux vecteurs.

Depuis l'utilisation des sous-ensembles flous, un grand nombre de liaisons floues et d'opérateurs d'agrégation ont été présentés. Quelques familles de tels opérateurs (comme les t-normes) sont devenues standard dans le domaine. Néanmoins, il est clair que ces opérateurs ne donnent pas toujours la satisfaction attendue. Par conséquent, il y a un besoin de trouver de nouveaux opérateurs pour développer des systèmes intelligents plus sophistiqués. Bien que la théorie des sous-ensembles flous fournisse un ensemble d'opérateurs d'agrégation pour intégrer les valeurs des

	min	0	0.5	1	v
1		0	0.5	1	
0.75		0	0.5	0.75	
0.5		0	0.5	0.5	
0.25		0	0.25	0.25	
0		0	0	0	
niveau					

FIGURE 2.4 – Exemple du système Mamdani

fonctions d'appartenance qui représentent l'information incertaine, les résultats ne suivent pas toujours les phénomènes réels modélisés.

## 2.4 Modificateurs flous

Un modificateur, est une opération qui modifie la signification d'une expression. Par exemple, dans l'expression "très proche de 0", le mot "très" modifie l'expression "près de 0" qui est un sous-ensemble flou.

Un modificateur est donc une opération sur un ensemble flou. On cite quelques exemples de modificateurs qui sont : peu, plus ou moins, vraiment, exactement etc.

### 2.4.1 Représentation des modificateurs

Un modificateur flou  $m$  peut être représenté par une fonction qui transforme un sous-ensemble flou  $a$  en un autre sous-ensemble flou  $m(a)$

Il est difficile de dire avec précision quel est l'effet du modificateur "très", mais il a surtout un effet d'intensification alors que le modificateur "plus ou moins", a un effet opposé.

Ils sont souvent exprimés par les opérations

- Très  $a = a^2$
- Plus ou moins  $a = a^{1/2}$

Par exemple, si le sous-ensemble flou qui représente le terme "dangereux" est  $\{00.10.40.81\}$  alors l'expression "très dangereux" sera  $\{00.010.160.641\}$ .

La fonction de puissance s'applique à chaque élément du vecteur  $a$  alternativement.

Si on considère un ensemble des tranches d'âge  $U = \{0, 20, 40, 60, 80\}$ , avec le terme *jeune* qui est associé à l'ensemble des âges avec un taux égal à :

- 1, si l'âge entre 0 et 20
- 0.6, si l'âge entre 20 et 40
- 0.1, si l'âge entre 40 et 60
- 0 au delà

Donc,  $jeune = \{1, 0.6, 0.1, 0, 0\}$ .

L'expression Très jeune  $= jeune^2 = \{1, 0.36, 0.01, 0, 0\}$ .

L'expression Très Très jeune  $= jeune^4 = \{1, 0.13, 0, 0, 0\}$ .

Une famille entière de modificateurs est produite par  $a^p$  où  $p$  est n'importe quelle puissance entre zéro et l'infini. Avec  $p = \infty$ , le modificateur est appelé *exactement* parce qu'il supprime toutes les appartenances qui sont plus petites que 1. Avec  $p = 0$ , le modificateur est appelé *toujours* parce qu'il exige que toutes les appartenances soient égales à 1. Avec  $p = 3$ , le modificateur est appelé *extrêmement* et avec  $p = 1/3$  le modificateur est appelé *légèrement* etc.

## 2.4.2 Comportement des modificateurs

Les modificateurs peuvent être classés selon leurs comportements

- Modificateur intensif

Un modificateur intensif mène à une diminution des taux d'appartenance; il baisse la fonction originale d'appartenance. Des modificateurs intensifs sont souvent associés ainsi aux adverbes d'intensification tels que *très*, *extrêmement*, *fortement*.

**Définition 1 :**

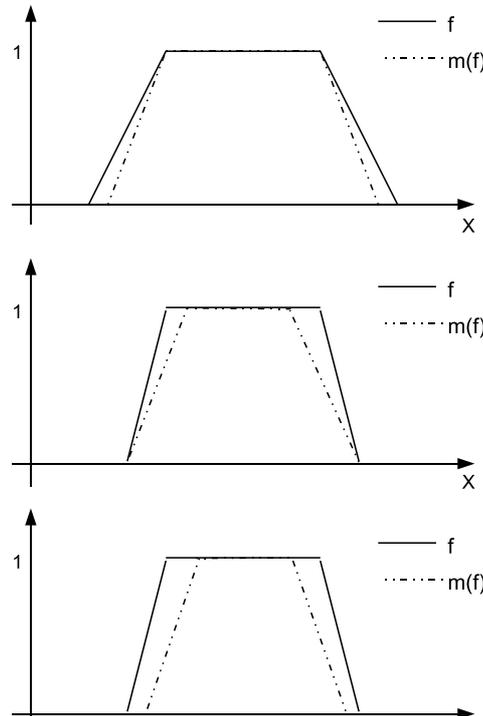


FIGURE 2.5 – Modificateur intensif

$$m : X \rightarrow F(X)$$

$$f_{m(x)}(x) = M(f_T(x))$$

$$\text{avec } M = \max(0, \min(1, \alpha \cdot \phi_{intensif}(x) + \beta))$$

$\alpha$  et  $\beta$  des réels et  $\phi_{intensif}(x)$  telle que

$$\phi_{intensif}(x) = \begin{cases} \Psi_1(x) & \text{si } x \leq A \\ 1 & \text{si } A \leq x \leq B \\ \Psi_2(x) & \text{si } x \geq B \end{cases}$$

tq  $\Psi_1$  une fonction non décroissante pour  $x \leq A$  et  $\Psi_2$  une fonction non croissante pour  $x \geq B$ .

Un modificateur intensif, soit il rétracte le noyau de la fonction d'appartenance, tout en laissant la base invariante, soit il rétracte la base et laisse le noyau invariant, soit il rétracte le noyau et la base.

– Modificateur extensif

Un modificateur extensif mène à une augmentation des degrés d'appartenance. Il dilate la fonction originale d'appartenance. Des modificateurs extensifs sont souvent associés aux adverbes tels que *plus ou moins*, *plutôt*, *un peu* etc.

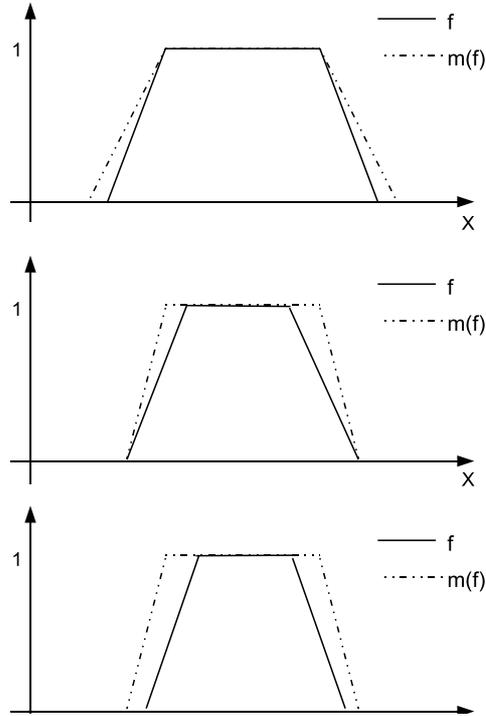


FIGURE 2.6 – Modificateur extensif

**Définition 2 :**

$$m : X \rightarrow F(X)$$

$$f_{m(T)}(x) = M(f_T(x))$$

$$\text{avec } M = \min(1, \max(0, \alpha \cdot \phi_{\text{extensif}}(x) + \beta))$$

$\alpha$  et  $\beta$  des réels et  $\phi_{\text{extensif}}(x)$  telle que

$$\phi_{\text{extensif}}(x) = \begin{cases} \Psi_1(x) & \text{si } x \leq A \\ 1 & \text{si } A \leq x \leq B \\ \Psi_2(x) & \text{si } x \geq B \end{cases}$$

tg  $\Psi_1$  une fonction non décroissante pour  $x \leq A$  et  $\Psi_2$  une fonction non croissante pour  $x \geq B$ .

Un modificateur extensif, soit il dilate le noyau de la fonction d'appartenance, tout en laissant la base invariante, soit il dilate la base et laisse le noyau invariant, soit il dilate le noyau et la base.

– Modificateurs translatatoires :

La translation est une opération sur des objets de l'univers (et pas une opération sur leurs degrés d'appartenance comme les modificateurs intensifs et extensifs). Elle est seulement applicable pour la comparaison entre les descriptions des deux objets. Les termes linguistiques associés à un modificateur translatatoire sont : *relativement, vraiment* etc.

**Définition 3 :**

$$m : X \rightarrow F(X)$$

$$f_{m(T)}(x) = M(f_T(x))$$

$$\text{avec } M = \max(0, \min(1, \Phi(x)))$$

avec  $\Phi(x)$  telle que

$$\Phi(x) = \begin{cases} \frac{x - a - \delta + \alpha}{\alpha} & \text{si } x \leq a + \delta \\ \frac{-x + b + \delta + \beta}{\beta} & \text{si } x > a + \delta \end{cases}$$

Avec  $\delta$  la mesure de la translation

et  $\Phi$  une fonction non décroissante pour  $x \leq a + \delta$  et non croissante pour  $x > a + \delta$

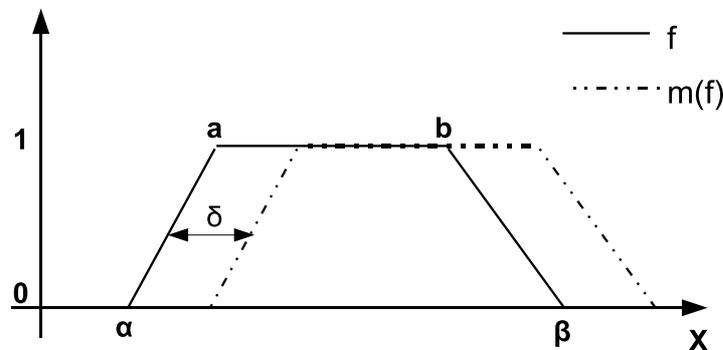


FIGURE 2.7 – Modificateur translatatoire

$$\forall A \in F(X), M(m(A) - A) = M(A - m(A)) \text{ et } M(A \cap m(A)) \neq 0$$

Après avoir présenté un état de l'art sur la logique floue, nous allons présenter dans le chapitre suivant la classification des images par le contenu.

# 3

## Classification des images par le contenu

### *Résumé :*

*Nous nous intéressons dans ce chapitre aux différentes méthodes de classification d'images par le contenu. Après avoir défini les éléments sur lesquels se basent ces méthodes, nous présentons la couleur à travers ces différentes représentations et outils de comparaison. La section 4 sera consacrée à l'utilisation des opérateurs flous dans la classification d'images. Pour finir, nous présentons une méthode de classification intégrant des aspects subjectifs, le kansei.*

### **Sommaire**

---

<b>3.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>44</b>
<b>3.2</b>	<b>Classification des images</b>	<b>46</b>
3.2.1	Segmentation	46
3.2.2	Classes et granules	50
<b>3.3</b>	<b>La Couleur</b>	<b>51</b>
3.3.1	Les espaces de couleur	52
3.3.2	Histogramme de couleur	58
3.3.3	Comparaison des histogrammes	61
3.3.4	Catégories de couleur et nomination de couleur	63

<b>3.4</b>	<b>Comparaison des images par des opérateurs flous</b>	<b>63</b>
3.4.1	Opérateurs flous	64
3.4.2	Fusion de plusieurs requêtes	65
<b>3.5</b>	<b>Kansei et facteurs de Kansei</b>	<b>67</b>
3.5.1	Kansei Engineering	67
3.5.2	Kansei Mining	68
3.5.3	Application	69
<b>3.6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>70</b>

---

## 3.1 Introduction

L'augmentation de la puissance de calcul et de la capacité de stockage électronique a mené à une augmentation exponentielle de la quantité du contenu numérique disponible aux utilisateurs sous forme d'images et de vidéo, qui forment les bases de beaucoup d'applications commerciales, éducatives. En conséquence, la recherche d'informations importantes dans le grand espace des bases de données d'image et de vidéo est devenue plus complexe.

Comment obtenir des résultats précis de récupération est toujours un problème non résolu et un domaine de recherche actif.

Une image peut être représentée par des caractéristiques visuelles de bas niveau telles que la couleur, la texture et la forme. Plusieurs systèmes de récupération d'image se fondent seulement sur une caractéristique pour l'extraction des images appropriées, mais une combinaison appropriée des caractéristiques peut donner une meilleure récupération.

L'image peut être aussi représentée par des caractéristiques de niveau haut, par exemple les formes contenues dans l'image comme avion, maison, table, etc.

L'indexation automatique selon les formes contenues dans des images, demeure un problème difficile à résoudre, à cause de l'indisponibilité de la représentation

sémantique des images, de la participation humaine insatisfaisante dans la récupération et de l'ambiguïté dans la formulation des requêtes.

Les caractéristiques de plus haut niveau sont de plus en plus spécifiques. Par exemple les visages sont fréquemment présents dans les images et souvent employés comme caractéristiques.

L'annotation textuelle demeure toujours une forme fortement précise et populaire d'indexation pour la récupération d'images dans une base de données. Cependant, c'est une tâche encombrante et impraticable quand un stock significatif d'images doit être produit, maintenu, et mis à jour. Comme une approche alternative, les systèmes de récupération d'images basés sur le contenu (CBIR) visent à produire automatiquement des caractéristiques d'images pour fournir un mécanisme rapide pour l'indexation et la récupération. La plupart des systèmes de CBIR emploient une série de caractéristiques d'indexation telle que la couleur, la texture, et la forme. L'indexation est employée souvent en tant qu'identification des caractéristiques dans une image pour accélérer la récupération d'images en se basant sur ces caractéristiques. La récupération d'images selon la couleur donne de meilleurs résultats que la récupération selon la texture qui ne propose pas toujours les images qui ont clairement la même texture. Aussi pour de petites collections d'images, une structure de données d'indexation n'est pas nécessaire, et une recherche linéaire peut être suffisamment rapide.

Les fonctionnalités provisoires des systèmes de récupération d'image en termes d'aspects techniques sont : requête, contrôle de pertinence, extraction des caractéristiques, mesures de similitude, indexation des données et présentation des résultats.

L'interface utilisateur se compose typiquement d'une partie formulation des requêtes et d'une partie présentation des résultats. La recherche d'images dans une base de données peut être faite de plusieurs façons. L'exploitation de la base de données est une façon simple mais inutile et très lente si la base est d'une grande taille. Une autre façon est de spécifier l'image en termes de mots-clés, ou en termes

de caractéristiques extraites à partir de l'image, telle qu'un histogramme de couleur (voir section 3.3.2). Une autre façon, est de fournir une image ou un exemplaire pour que les images de la base de données qui ressemblent au prototype soient extraites.

Il est difficile d'évaluer les systèmes de récupération basés sur le contenu en termes d'efficacité et de flexibilité. Il y a la notion de la précision (le rapport des images appropriées à l'ensemble des images recherchées) et la notion du rappel (le pourcentage des images appropriées parmi toutes les images appropriées possibles) qui peuvent servir comme des indices d'évaluation.

## 3.2 Classification des images

La classification des images exige un traitement pour extraire les caractéristiques contenus dans l'image. La classification sera effectuée en se basant sur les caractéristiques, telles que les formes, les textures et les couleurs qui existent dans l'image. La segmentation et la granulation sont deux méthodes qui permettent de tirer l'information nécessaire à la classification des images.

### 3.2.1 Segmentation

La segmentation d'une image est défini selon Rosenfeld et Haralick [51],[86] comme suit :

Un ensemble de régions  $R_1, R_2, R_n$  d'une image  $I$  est une segmentation de l'image en  $n$  segments ou régions si :

- $\bigcup_{i=1}^n R_i = I$
- $\forall i \neq j, R_i \cap R_j = \emptyset,$
- $R_i$  sont connexes
- Un prédicat d'homogénéité  $P$  tel que :
  - $\forall R_i, P(R_i) = \text{vrai}$
  - $\forall i \neq j \text{ avec } R_i \text{ et } R_j \text{ adjacentes}, P(R_i, R_j) = \text{faux}$

Ces conditions imposent que chaque pixel doit appartenir à une région, et que le résultat de la segmentation est une partition complète de l'image, aussi chaque région doit être homogène au sens défini par P. La fusion de deux régions connexes n'est pas homogène, on obtient ainsi les régions les plus grandes possibles dans les limites imposées par P.

Les méthodes de segmentation sont basées généralement sur les propriétés de discontinuité et de similitude des pixels et de leurs voisinages, ou sur la classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité.

Les méthodes basées sur la propriété de discontinuité des pixels s'appellent les méthodes frontière-basées, les méthodes basées sur la propriété de similitude s'appellent les méthodes région-basées et enfin les méthodes basées sur le seuillage s'appellent clustering ou thresholding.

– Approche frontière

Dans une image en niveau de gris, un contour est caractérisé par un changement brutal de la valeur de l'intensité lumineuse des pixels. L'approche frontière utilise cette caractéristique pour trouver les contours des objets qui se trouvent dans l'image. Les positions des pixels qui appartiennent aux contours sont définies par l'utilisation des dérivées d'ordre 1 et d'ordre 2.



FIGURE 3.1 – Approche frontière

Dans le premier cas, un masque gradient est utilisé pour obtenir le vecteur gradient  $\nabla f$  lié à chaque pixel [84], [94]. Les bords sont les endroits où l'intensité

du gradient  $\|\nabla f\|$  est un maximum local avec la direction du gradient  $\phi(\nabla f)$ . La valeur locale de l'intensité du gradient doit être comparée aux valeurs du gradient prévu avec cette direction et à la distance d'unité de chaque côté du pixel. Après que le processus de suppression de non-maxima ait lieu, les valeurs des vecteurs de gradient qui demeurent au dessus d'un seuil donné sont choisies, et seulement les pixels avec une intensité de gradient au-dessus du seuil sont considérés comme pixel de bord [80].

Dans le deuxième cas (classe dérivée de second ordre), les bords optimaux (maximum de l'intensité du gradient) sont trouvés en recherchant des endroits où la deuxième dérivée est nulle. Au lieu de chercher les maximums de l'intensité du gradient, on cherche l'annulation du laplacien (somme des dérivées secondes dans deux directions) [81]. Cependant, quand des opérateurs de gradient sont appliqués à une image, les zéros tombent rarement sur un pixel exactement. Il est aussi possible d'isoler ces zéros en trouvant des zones zéro : endroits où un pixel est positif et un pixel voisin est négatif (ou vice versa).

– Approche région

Il y a deux algorithmes typiques de segmentation par région, la croissance de régions (region-growing), et la décomposition/fusion (split and merge).

La croissance de régions est un des algorithmes les plus simples et les plus populaires [121], [1]. Au début on choisit un pixel de départ qui s'appelle un point ou une graine (seed), puis la région se développe en ajoutant les pixels voisins qui sont semblables, selon un certain critère d'homogénéité (tel que la différence entre le niveau de gris du pixel considéré et le niveau de gris moyen de la région) augmentant point par point la taille de la région initiale.

Les techniques de décomposition/fusion se composent de deux étapes de base [45], [26]. D'abord, l'image entière est considérée en tant qu'une seule région. Si cette région n'est pas conforme à un critère d'homogénéité elle sera coupée en quatre quadrants et chaque quadrant est examiné de la même manière jus-

qu'à ce que chaque région créée de cette façon contienne des pixels homogènes. Après, dans une deuxième étape, toutes les régions adjacentes avec des attributs semblables peuvent être fusionnées d'après d'autres critères.

– Seuillage (Thresholding)

Le seuil  $T$  est défini par :

$$T = T[x, y, p(x, y), f(x, y)]$$

avec  $f(x, y)$  le niveau gris au point  $(x, y)$  et  $p(x, y)$  est une propriété locale, par exemple le moyen du niveau gris au voisinage de  $x, y$ .

L'application du seuil  $T$  à  $f(x, y)$  donne  $g(x, y)$  tel que :

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x, y) > T \\ 0 & \text{si } f(x, y) < T \end{cases}$$

avec 1 associé à l'objet et 0 associé au fond de l'image.

Quand  $T = T[f(x, y)]$ , le seuil est global (seuil unique).

Quand  $T = T[p(x, y), f(x, y)]$ , le seuil est local (seuils multiple).

Quand  $T = T[x, y, p(x, y), f(x, y)]$ , le seuil est dynamic (seuils multiple).

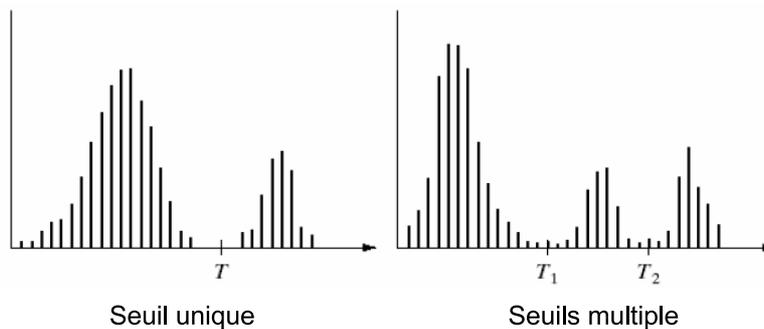


FIGURE 3.2 – Seuillage simple et multiple.

Le seuillage est une technique simple, et souvent employée. En général, le seuil est un paramètre difficile à ajuster automatiquement. Il donne des bons résultats pour les images dans lesquelles l'intensité des objets est distinct de celle du fond.

Les problèmes de segmentation qui exigent l'utilisation des seuils multiples sont mieux résolus par les méthodes de croissance de région.

### 3.2.2 Classes et granules

L'importance du groupement des données dans divers classes comme en médecine, en géologie, dans les systèmes de traitement d'images, etc. est bien documenté dans la littérature [36],[58]. Les méthodes de groupement conventionnelles exigent que chaque point de l'ensemble de données appartienne exactement à une seule classe (cluster).

Néanmoins, la notion de partition qui ne permet pas que les ensembles se recouvrent partiellement, semble être trop restrictive pour des problèmes du monde réel. Même en science, la classification permet le recouvrement en petit degré. Par exemple, il y a des sujets qui sont en rapport avec la chimie et la biologie en même temps. La théorie des ensembles flous proposée par Zadeh a donné une idée de l'incertitude et qui a été décrite par une fonction d'appartenance. L'utilisation des ensembles flous fournit des informations imprécises d'appartenance à une classe, ce qui va aider à résoudre le problème de classification stricte qui ne permet pas l'appartenance à deux ensembles en même temps [88],[89],[90],[87].

Pour utiliser la logique floue avec les méthodes de classification, un nouveau concept est introduit par Zadeh et Lin qui est le concept de *granular computing* qui dépend des granules [67].

Comme la géométrie se base sur les points, le *granular computing* se base sur les granules. Une définition de la granulation selon Zadeh est : "*Une opération ou un processus de former des granules, en considérant un granule comme étant une collection d'objets (points) qui sont réunis selon quelques contraintes, telles que la similitude ou la fonctionnalité*".

La granulation semble être une méthodologie normale profondément enracinée

dans la pensée humaine. Beaucoup de choses quotidiennes sont par habitude granulées et décomposés dans des sous-ensembles; le corps humain peut être vu comme ensemble des granules (la tête, le cou, etc. forment les granules du corps). La notion de granulation est floue, vague et imprécise. Une des notions principales de la granulation sont les structures hiérarchiques qui définissent des différents niveaux de granularité.

Les approches traditionnelles de modélisation floue emploient principalement les caractéristiques simples qui appartiennent à une seule dimension, et par conséquent la modélisation des systèmes souffre de l'erreur de décomposition avec les systèmes dont leurs variables d'entrée sont dépendantes. Le granule cartésien aide à réduire et même à éliminer l'erreur due à l'utilisation de décomposition des caractéristiques. [65]

La couleur étant le qualificatif le plus intéressant dans une image, nous nous intéressons à la classification des images par leurs couleurs dominantes. Dans la section suivante, on présente les définitions de la couleur, les espaces colorimétriques et les caractéristiques de la couleur.

### **3.3 La Couleur**

Une définition de la couleur est : "Attribut de perception visuelle se composant de toute combinaison de contenu chromatique et achromatique". Cet attribut peut être décrit par des noms de couleur chromatique tels que jaune, orange, brun, rouge, rose, vert, bleu, pourpre, etc., ou par des noms de couleur achromatique tels que blanc, gris, noir, etc., et être qualifié par lumineux, faible, léger, foncé, etc., ou par des combinaisons de tels noms. L'aspect de la couleur c'est l'étude de la façon dont un stimulus donné de couleur est perçu par un observateur humain. Apparemment la perception de la couleur est gouvernée par le système visuel humain extraordinairement complexe. L'apparition d'un stimulus dépend de beaucoup de variables, comprenant les propriétés spectrales du

stimulus, la source lumineuse dans laquelle il est regardé, la taille, la forme, les propriétés spatiales, les rapports du stimulus, du fond et de la bordure, l'expérience d'observateur, et l'état adapté de l'observateur.

### 3.3.1 Les espaces de couleur

La couleur est une métrique perçue dans un espace global appelé l'espace chromatique. Il y a beaucoup d'espaces chromatiques bien connus et peu d'entre eux seront mentionnés ci-dessous. La migration et les transformations peuvent être faites d'un espace à l'autre sachant que chaque stimulus a ses propres coordonnées dans chaque espace chromatique.

#### 1. Espace RGB

Toute couleur exprimée en espace RGB (Red, Green, Blue) est un certain mélange de trois couleurs primaires : rouge, vert, et bleu. L'espace chromatique RGB peut être visualisé comme un cube, comme au schéma 3.3, avec des coins de noir, des trois couleurs primaires (rouge, vert, et bleu), des trois secondaires (cyan, magenta, et jaune), et du blanc. C'est l'espace largement utilisé par l'industrie des écrans et il reflète l'utilisation des tubes cathodiques CRT (cathode ray tube)

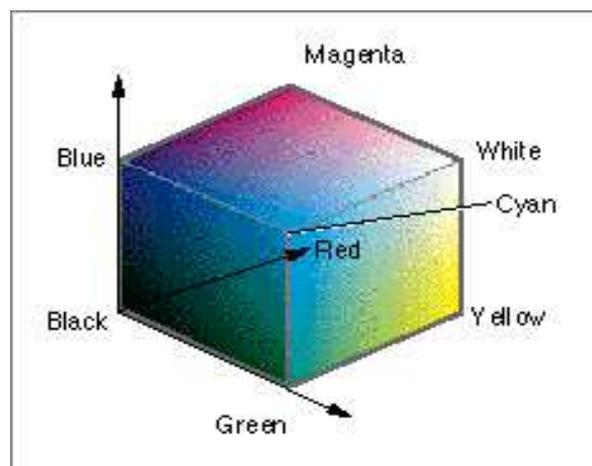


FIGURE 3.3 – Espace RGB.

Les trois couleurs primaires rouge, vert et bleu prennent leurs valeurs entre 0 et 1, ou de 0 à 255. Le manque de couleur (couleur noir) est symbolisé par le triplet (0.0.0). D'autre part le point (255.255.255) correspond au maximum de couleur, c.à.d. la couleur "blanche".

Cet espace est employé couramment avec les histogrammes des couleurs où les pixels sont distribués sur les trois axes R, G et B. Il y en a beaucoup des méthodes de classification qui calculent les similitudes entre les histogrammes pour déterminer une similitude entre les images [96].

Toutefois, avec ce genre d'histogramme il est difficile de définir un degré d'appartenance à une couleur donnée, par exemple comment définir un "orange" ? ou un "bleu marine" ?

## 2. Espaces HSV et HLS Color

De telles questions nous mènent à favoriser un autre genre d'espace qui nous permet d'identifier directement la couleur c.à.d. avec seulement une dimension, au lieu de trois comme avec l'espace RGB. L'espace HLS (Hue, Saturation, Luminance) est un espace qui caractérise une couleur grâce directement à sa teinte. En effet la teinte est suffisante pour identifier la couleur sauf quand la couleur est très pâle ou très sombre. Dans cet espace, la saturation correspond à la quantité du "blanc" dans la couleur et la luminosité correspond à l'intensité de la lumière dans la couleur. Ainsi, l'identification de la couleur est faite suivant deux étapes : premièrement H, puis L, S.

En outre, il faut noter que divers modèles de représentation de couleur emploient également une identification de couleur en deux étapes. Par exemple, Aron Sigfrid Forsius, Pantone Matching System, RAL (*Reichs-Ausschuß für Lieferbedingungen und Gütesicherung*), Munsell, ISCC-NBS (Inter-Society Color Council - National Bureau of Standards), etc. [31] utilisent d'abord une description de couleur en se basant sur la teinte puis une amélioration de cette description en se basant sur la saturation et la

luminosité.

L'espace HSV et l'espace HLS sont des transformations de l'espace RGB et peuvent décrire des couleurs en termes plus intéressants à un spécialiste de couleurs. Les deux espaces peuvent être considérés étant les cônes simples et doubles, suivant les indications de la figure 3.4.

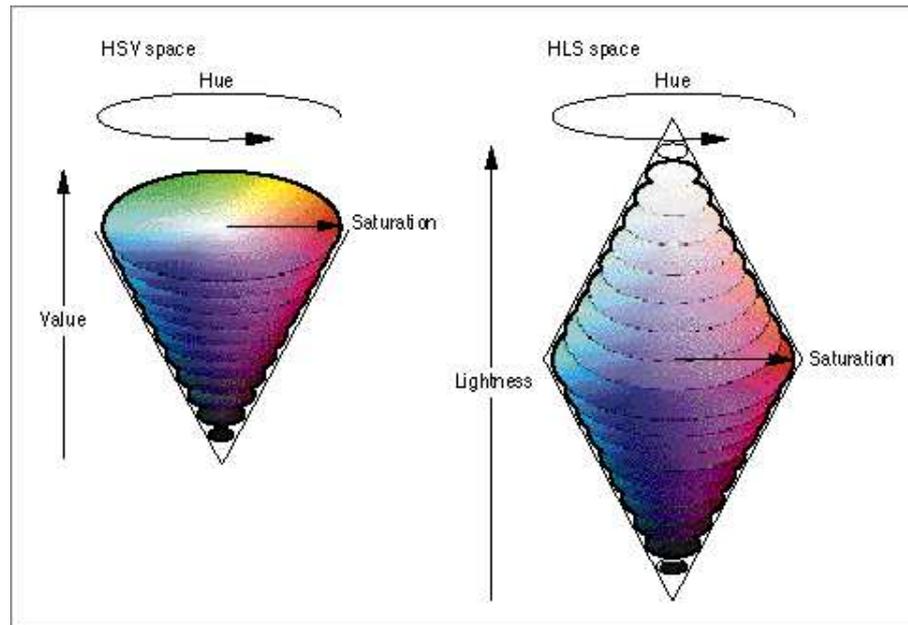


FIGURE 3.4 – Espaces HSV, HLS.

L'espace HLS peut être représenté par un cylindre ou un Bi-cône (cf. figure 3.4). Les composants de l'espace HLS sont analogues, mais pas complètement identiques, aux composants de l'espace HSV :

- Le composant de teinte dans les deux espaces chromatiques est une mesure angulaire, analogue qui se représente par un disque de couleur. Une valeur de teinte de 0 représente la couleur rouge (Le "rouge pur" (255.0.0) dans l'espace de RGB correspond à un angle égal à 0 pour  $h$ , une saturation  $s$  égale à 255 et une luminosité  $l$  égale à 128.), la couleur verte est à une valeur de 120, et le bleu est à une valeur de 240. Les plans horizontaux par les cônes dans la figure 3.4 sont des hexagones. Les teintes primaires et les teintes secondaires (rouge, jaune, vert, cyan, bleu, et

- magenta) se produisent aux sommets des hexagones.
- Le composant de saturation dans les deux espaces chromatiques décrit l'intensité de couleur. Une valeur de saturation de 0 (au milieu d'un hexagone) signifie que la couleur est achromatique (gris) et une valeur de saturation maximale (au bord externe d'un hexagone) signifie que la couleur est saturée au maximum.
  - Le composant de valeur (dans l'espace HSV) et le composant de luminance (dans l'espace de HLS) décrivent l'éclat ou la luminance. Dans les deux espaces chromatiques, une valeur de 0 représente le noir. Dans l'espace de HSV, une valeur maximale signifie que la couleur est à son degré le plus lumineux. Dans l'espace de HLS, une valeur maximale pour la luminance signifie que la couleur est blanche, indépendamment des valeurs courantes des composants de teinte et saturation. Le point le plus lumineux pour la plupart des teintes dans l'espace HLS se produit à une valeur de luminance égale à la moitié du maximum (128).

### 3. Espace XYZ

L'espace XYZ permet aux couleurs d'être exprimées comme un mélange des trois tristimulus X, Y, et Z. Le terme tristimulus vient du fait que la perception des couleurs résulte au niveau de la rétine de l'oeil qui répond à trois types de stimulus. La Commission Internationale de l'Eclairage CIE, et après avoir fait plusieurs expériences, a installé un ensemble hypothétique des primaires, X,Y,Z, qui correspondent à la manière dont la rétine se comporte. CIE a défini les primaires de sorte que toute la lumière visible se traduit dans un mélange positif de X, de Y, et de Z, et de sorte que Y se corrèle approximativement avec la luminance apparente de la couleur. Généralement, les mélanges des composants de X, de Y, et de Z employés pour décrire une couleur sont exprimés en pourcentages s'étendant de 0 jusqu'à cent, et dans certains cas, plus que 100.

### 4. Espace Yxy

L'espace  $Yxy$  exprime les valeurs de  $XYZ$  en termes de coordonnées de  $x$  et de chromaticité  $y$ , d'une manière similaire aux coordonnées de tonalité et de saturation de l'espace de  $HSV$ . Les coordonnées sont montrées dans les formules suivantes, employées pour convertir  $XYZ$  en  $Yxy$  :

$$Y = Y$$

$$x = X / (X+Y+Z)$$

$$y = Y / (X+Y+Z)$$

Notez que la composante tristimulus  $Z$  est incorporée aux nouvelles coordonnées et n'apparaît pas par elle-même. Puisque  $Y$  se corrèle toujours avec la luminance d'une couleur, les autres aspects de la couleur se trouvent dans les coordonnées chromatiques  $x$  et  $y$ . Ceci permet à la variation de couleur de l'espace de  $Yxy$  d'être tracée sur un diagramme bidimensionnel. La figure 3.5 montre la disposition de couleurs dans le plan de  $x$  et de  $y$  de l'espace de  $Yxy$ .

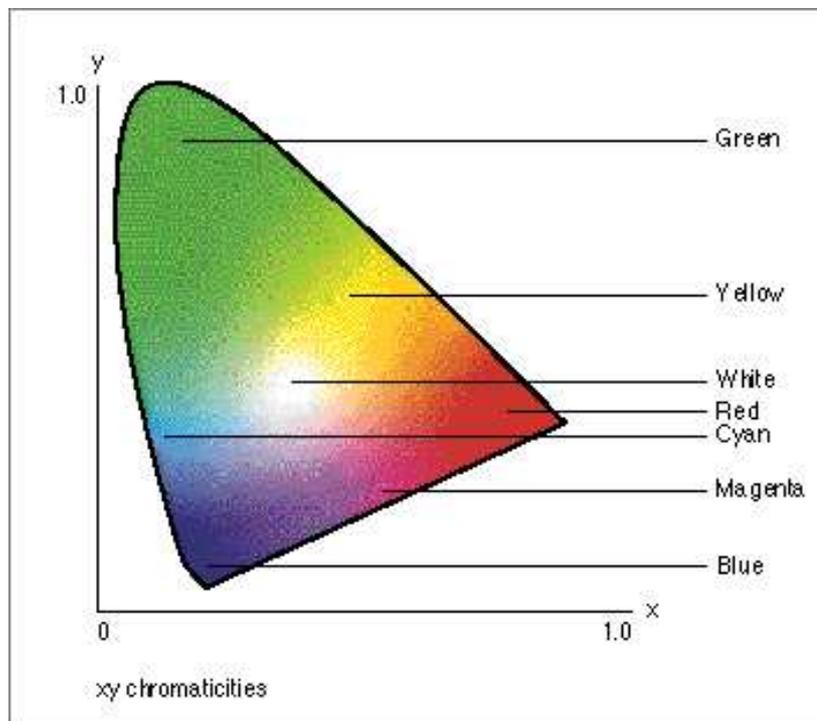


FIGURE 3.5 – Espace  $Yxy$

5. Espaces  $L^*u^*v^*$  et  $L^*a^*b^*$ 

Le problème avec la représentation des couleurs dans les espaces chromatiques XYZ et Yxy c'est que les couleurs sont perceptuellement non linéaires : il n'est pas possible d'évaluer exactement la proximité perceptuelle de couleurs basées sur leurs positions relatives dans l'espace XYZ ou Yxy. Les couleurs qui sont très proches dans l'espace Yxy peuvent sembler très différentes aux observateurs, et les couleurs qui semblent très semblables aux observateurs peuvent être largement séparées dans l'espace Yxy. L'espace  $L^*u^*v^*$  est une transformation non linéaire de l'espace XYZ pour créer un espace chromatique perceptuel linéaire. De même, l'espace  $L^*a^*b^*$ , illustré sur la figure 3.6, est une transformation non linéaire. Tous les deux sont conçus pour assortir la différence perçue de couleur avec la distance quantitative dans l'espace chromatique. Le  $L^*$  représente la luminance, le  $a^*$  représente la verdure-rougeur relative et le  $b^*$  représente la couleur bleuâtre-jaunâtre relative. Toutes les couleurs et tous les niveaux gris peuvent être exprimés sous une combinaison des trois composants. Cependant,  $L^*$  ne contribue pas à la représentation d'aucune couleur, mais fournit des nuances des couleurs blanc noir et gris. Ainsi, le composant de  $L^*$  reçoit un poids inférieur en ce qui concerne les deux autres composants du triplet.

L'espace de  $L^*u^*v^*$  et l'espace de  $L^*a^*b^*$  représentent des couleurs relativement à un point blanc de référence, qui est une définition spécifique de ce qui est considéré la lumière blanche, représenté en termes d'espace de XYZ, et habituellement basé sur la lumière la plus blanche qui peut être produite par un dispositif donné. Dans ce sens  $L^*u^*v^*$  et  $L^*a^*b^*$  ne sont pas complètement indépendants. Deux couleurs numériquement égales sont vraiment identiques seulement si elles étaient mesurées relativement au même point blanc. La mesure des couleurs par rapport à un point blanc tient compte de la mesure de la couleur sous une série d'illuminations. Un avantage primaire d'employer l'espace de  $L^*u^*v^*$  et l'espace de  $L^*a^*b^*$

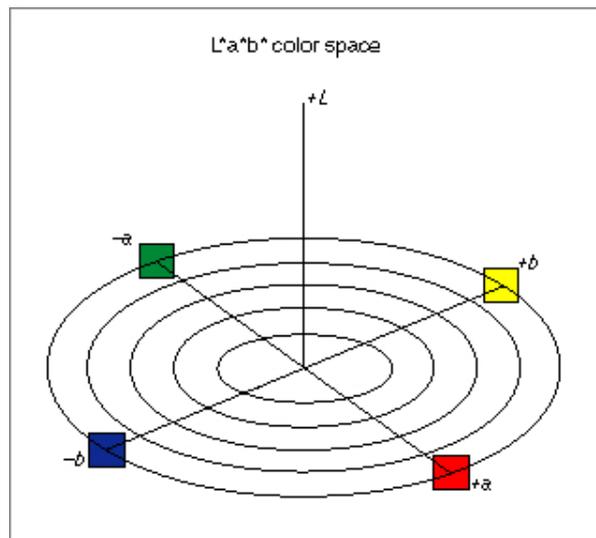


FIGURE 3.6 – Espaces  $L^*u^*v^*$  et  $L^*a^*b^*$

c'est que la différence perçue entre deux couleurs quelconques est proportionnelle à la distance géométrique dans l'espace chromatique entre leurs valeurs de couleur. L'utilisation de l'espace  $L^*u^*v^*$  ou de l'espace  $L^*a^*b^*$  est commune dans les applications où la proximité de couleur doit être mesurée, comme dans la colorimétrie.

### 3.3.2 Histogramme de couleur

L'approche adoptée fréquemment dans les systèmes de CBIR est basée sur la l'histogramme de couleur qui contient des occurrences de chaque couleur obtenues en comptant tous les pixels de l'image ayant cette couleur. Chaque pixel est associé à une case spécifique de l'histogramme selon sa propre couleur.

La similitude de couleur à travers différentes cases ou la dissimilitude de couleur dans la même case ne sont pas prises en considération.

L'histogramme est considéré comme une distribution de probabilité tel que :

$$H(c_i) = p( c(x) = c_i )$$

avec  $c_i$  une couleur,  $x$  un pixel et  $c(x)$  la couleur de  $x$ .

Un histogramme de couleur qui contient plus de cases a une puissance de discrimination plus importante. Cependant, un histogramme avec un grand nombre de cases augmente le coût du calcul informatique, mais il sera également plus approprié pour avoir plus d'index efficaces dans la base de données.

La quantification se rapporte au processus de réduction du nombre de cases en regroupant les couleurs qui sont très semblables entre elles en les mettant dans une même case. Évidemment la quantification réduit l'information concernant le contenu des images en même temps qu'elle réduit la durée de traitement des images. L'histogramme est caractérisé par sa simplicité et facilité de calcul. Il y a cependant plusieurs difficultés liées à l'histogramme :

1. Il est sensible aux interférences telles que des changements de luminance et aux erreurs de quantification ;
2. Une grande dimension implique un calcul compliqué pour l'indexation,
3. Il ne prend pas la similitude de couleur en considération à travers les différentes cases et ne peut pas manipuler la rotation et la translation.

Un aspect important au sujet des espaces est le problème de l'uniformité de l'échelle. L'espace de HLS est tout à fait commode pour notre problème de modélisation des couleurs mais c'est un espace non UCS (uniform color scale, échelle uniforme de couleur) [100]. En effet, nos yeux ne perçoivent pas de petites variations de teinte quand la couleur est verte ( $h = \pm 85$ ) ou bleue ( $h = \pm 170$ ) tandis qu'ils perçoivent très bien cette différence avec l'orange ( $h = \pm 21$ ) par exemple.

La distance euclidienne est souvent utilisée comme mesure de similitude/dissimilitude entre deux histogrammes. L'existence de l'espace chromatique permet la description d'une couleur par un ensemble de coordonnées dans cet espace, une pratique commune est de supposer que la dissimilitude perceptuelle d'une couleur est proportionnelle à une distance dans cet espace. Cependant, cette prétention prouve inadéquat, en particulier pour les espaces chromatiques généralement

cités, puisque les distances égales dans l'espace chromatique représentent rarement l'équivalence perçue dans la similitude. HSV est décrit comme un espace chromatique le plus efficace pour identifier la similitude de couleur (calcul de la distance de similitude) au-dessus de grandes distances perceptuelles, et L\*u\*v\* clairement approprié à identifier fortement la dissimilitude de couleur (pour déterminer s'ils sont semblables ou non semblables). Les grandes distances dans des espaces chromatiques sont utilisées généralement pour représenter la dissimilitude de couleur. Il n'y a aucune similitude entre les couleurs qui ne sont pas adjacentes, le vert rougeâtre est inexistant et ne peut exister. On ne peut pas trouver de mesure finie de la distance perceptuelle entre le rouge et le vert, ou entre le jaune et le bleu car ces couleurs n'ont aucune similitude. La présence de ces distances apparemment infinies suggérerait que des différences perceptuelles entre les couleurs ne puissent pas être décrites comme distance euclidienne simple dans un espace chromatique.

Parmi des nombreuses mesures de dissimilitude des vecteurs représentant les caractéristiques d'une image, celles qui sont basées sur la métrique Minkowski [96] [56] sont les plus communes :

$$d_{q,t}^r = \left( \sum_{m=0}^{M-1} |h_q(m) - h_t(m)|^r \right)^{1/n}$$

Cependant, une telle métrique ne prend pas en considération les couleurs semblables. Par exemple, en utilisant une métrique Minkowski, une image rouge foncée sera aussi différente d'une image rouge que d'une image bleue.

La distance quadratique [74] mesure la similitude pondérée entre les histogrammes, et fournit ainsi des résultats plus appropriés. La distance quadratique entre les histogrammes  $h_q$  et  $h_t$  est définie comme :

$$d_{q,t}^{hist} = (h_q - h_t)^T A (h_q - h_t)$$

avec  $A = [a_{i,j}]$  et  $a_{i,j}$  représente la similitude entre les couleurs  $i$  et  $j$ .

### 3.3.3 Comparaison des histogrammes

Au lieu de représenter la couleur utilisant les propriétés physiques de la lumière ou l'éventail réactif des récepteurs de la couleur dans l'œil, on se base sur la façon dont les gens perçoivent la couleur, d'où on peut émuler comment ils perçoivent la similitude et la dissimilitude de couleur. L'emploi des fonctions de la logique floue aux prototypes perceptuels de la couleur nous fournit non seulement la capacité de dire que deux couleurs sont semblables, mais également si elles sont différentes ou non semblables, on aura même la capacité à définir à quel point deux couleurs sont semblables. C'est quelque chose qu'aucune autre méthode de représentation de couleur ne peut permettre. Elle tient compte d'une description d'une couleur qui est indicative aux humains, par opposition à un ensemble de coordonnées numériques tridimensionnelles comme celui trouvé dans d'autres espaces chromatiques.

Les raisons pour l'usage des notions floues pour le traitement d'images sont dues à plusieurs raisons telles que :

1. Le manque de netteté présent dans la nature reflété dans les images.
2. Les images sont des projections 2D d'un monde 3D ainsi de l'information est perdue pendant la transformation.
3. Les niveaux de gris sont considérés en tant que constantes imprécises.
4. Plusieurs définitions telles que celles des frontières et des bords d'une image sont vagues par nature.

Pour la récupération d'images, la similitude entre deux ensembles de caractéristiques, extraits à partir de la base de données des images et d'une image exemple peut être employée. La mesure de similitude sera utilisée comme moyen pour chercher les régions actuelles dans une base de données d'images, qui sont semblables à l'image exemple. Une fonction  $S$  de similitude pour la récupération d'image des mesures floues de similitude qui reflète le degré de ressemblance entre une image de la base de données et l'image exemple.

Dans le cas de la similitude des images par rapport à leur couleur, les caractéristiques utilisées pour les images sont les couleurs actuelles dans les images, qui sont calculées à partir des histogrammes. Par exemple trois histogrammes 1-D séparés pour chaque composant R, G, B (tout en considérant que le travail est dans l'espace chromatique RGB) sont traités pour le calcul de la similitude. Considérant des images en tant qu'ensembles flous, la similitude entre deux images A et B est calculée à partir des histogrammes  $A_n$  et  $B_n$ , tq  $n = 0, 1, 2, N-1, N$  étant le nombre de cases de l'histogramme. Il y a beaucoup de types de mesures et également beaucoup de fonction d'appartenance (crisp, gaussien, triangulaire, etc.) pour définir la structure de l'histogramme.

La manipulation et la comparaison des histogrammes 3D est un processus compliqué. Le besoin, donc, de la réduction des trois dimensions à une, peut mener à des approches efficaces. L'histogramme est créé à base des composants de l'espace chromatique qui sont considérés comme ensembles flous. L'histogramme proposé est acquis par l'enchaînement de ces ensembles flous selon des règles floues et en employant des fonctions appropriées d'appartenance. Très peu de cases de l'histogramme sont employées pour décrire la distribution de couleur de l'image ayant pour résultat une comparaison beaucoup plus rapide entre les histogrammes. Une prolongation, est d'assigner aux cases assorties des histogrammes des poids proportionnels à leur taille, donnant de ce fait plus d'importance dans le processus de mesure de similitude aux plus grands segments d'image, ceci se nomme l'approche uniforme de poids. Une idée plus raffinée est de définir empiriquement un ensemble de poids pour accentuer ces cases qui sont considérées plus importantes pour la tâche actuelle. De ce fait, l'opération de mesure de similitude sera optimisée en se basant sur un certain dispositif choisi : ceci s'appelle l'approche non-uniforme de poids et peut être compris en tant qu'une forme de manipulation artificielle de couleur dans les images.

### 3.3.4 Catégories de couleur et nomination de couleur

La couleur est l'une des sélections visuelles principales et a été fréquemment employée dans le traitement d'images, l'analyse et la récupération. L'extraction des descripteurs de couleur est un problème de plus en plus important, car ces descriptions fournissent souvent un lien au contenu de l'image. Une fois combinée avec la segmentation d'image, la nomination de la couleur peut être employée pour choisir des images par leurs couleurs, décrire l'aspect de l'image et produire même des annotations sémantiques. Par exemple, les régions marquées en tant que bleu-clair ou vert-foncée peuvent représenter le ciel et l'herbe, des couleurs vives sont typiquement trouvées dans les objets synthétiques, et les modificateurs tels que brunâtre, grisâtre et l'obscur donnent l'impression de l'atmosphère dans une scène. Beaucoup d'études et d'expériences ont généré le lexique de couleur ci-dessous [110], [10], [9], [30] :

Nom de couleur : nom achromatique | nom chromatique

Nom achromatique : gris | noir | blanc

Nom chromatique : tonalité, saturation, luminosité

– Luminosité : noirâtre | très obscur | foncé | milieu | lumineux | très lumineux

– Saturation : blanchâtre | grisâtre | modéré | moyen | fort | vif

– Teinte : teinte générique | teinte générique de forme 'âtre'

– Teinte générique : rouge | orange | jaune | vert | cyan | bleu | pourpre | magenta | rose

– Teinte de Forme 'âtre' : rougeâtre | brunâtre | jaunâtre | verdâtre | bleuâtre | rosâtre

## 3.4 Comparaison des images par des opérateurs flous

L'utilisation de la logique floue et l'agrégation de plusieurs caractéristiques de l'image pour la récupération d'images par le contenu est un thème de recherche

toujours en développement. Typiquement, et afin d'établir une mesure globale de la distance entre deux images, il faut d'abord déterminer la distance entre les descriptions de caractéristiques constitutives. Ces descriptions sont différentes en nature, donc différentes mesures de distance doivent être utilisées pour chaque descripteur. En conséquence, deux images avec des  $N$  descriptions ont une distance  $D = D_1; D_2; \dots; D_N$  où  $D_i$  est la distance entre les deux images en ce qui concerne le descripteur  $i$ . Ces distances de descripteur doivent être combinées d'une afin d'obtenir une mesure globale de la distance entre les deux images.

### 3.4.1 Opérateurs flous

Il existe plusieurs opérateurs flous qui sont appropriés pour combiner des décisions au niveau des descripteurs de caractéristiques. L'opérateur d'agrégation flou peut être employé comme la moyenne pondérée et sert à combiner des valeurs de distance entre les descripteurs compatibles et de produire une valeur simple et globale de similitude. Puisque les systèmes de recherche d'images par le contenu cherchent typiquement à trouver les images qui sont semblables à une question plutôt qu'à un exemple, l'utilisation de l'opérateur logique ET exige la similitude élevée pour tous les descripteurs et peut être trop restrictive. En outre, il arrive assez souvent que la question et les images candidates sont semblables seulement au niveau de certains descripteurs, et ceci mène à l'utilisation de l'opérateur logique OU. À cet effet, un opérateur compensatif sera le bon choix pour fournir un compromis entre les opérateurs logiques ET et OU.

Le comportement d'opérateur compensatif s'étend entre le logique ET et OU selon un paramètre  $g$  : L'opérateur ET peut être obtenu par l'établissement  $g = 0$ , et L'opérateur OU quand  $g = 1$ , et pour toutes autres valeurs du paramètre de  $g$ , le résultat de l'agrégation sera un compromis parmi les arguments de l'opérateur. Après avoir agrégé les résultats des divers descripteurs, il peut être nécessaire de combiner les résultats basés sur divers exemples du même descripteur. Par exemple, si l'utilisateur est intéressé par les images qui contiennent les couleurs rouges et

jaunes, la similitude globale de chacune des images candidates à cette question sera une combinaison de leur similitude à chacune des deux couleurs rouge et jaune. En d'autres termes, la décision pour chaque descripteur est en fait une agrégation des divers exemples exigés de ce descripteur.

L'utilisateur est capable de poser une question composée en termes de couleurs et types de contenu. Par exemple, si l'utilisateur recherche les images qui sont généralement rouges mais contiennent des traces de vert, la syntaxe pour la question est beaucoup rouge et peu de vert. La syntaxe générale pour des questions est comme suit :

requête = <contenu> <couleur> <and> < requête >|< >;

Où

contenu = <trop | moyen | peu> ,

couleur = <rouge | vert | bleu | blanc | noir | jaune | orange | rose | pourpre | ...> .

exemple :

Une requête de couleur pour rechercher des images peut être définie comme suit :

requête = trop rouge ET peu vert

La question pour rechercher des images d'une base de données est définie en termes de langage naturel tel que 'beaucoup, moyen, peu' d'une certaine couleur spécifique. la logique floue est efficace pour interpréter de telles questions.

### 3.4.2 Fusion de plusieurs requêtes

Dans la plupart des systèmes CBIR existants, la requête employée pour la recherche des images de la base de données est une requête simple. Quelques systèmes qui permettent l'emploi d'une requête compliquée, sont basés sur des méthodes conventionnelles très primitives pour la fusion. Plusieurs systèmes décomposent simplement la requête compliquée et la séparent en plusieurs requêtes simples et les exécutent les unes après les autres. Par exemple, la requête est exécutée d'abord sur toutes les images dans la base de données pour la première question et alors la deuxième question est employée pour la recherche parmi les images qui sont trou-

vées par la première requête. Cette requête peut être améliorée en employant la fusion des réseaux de neurones. La fusion des deux requêtes est décrite ci-dessous, cependant les approches peuvent être employées pour plus de deux requêtes.

- Fusion des requêtes en utilisant l'opérateur binaire ET.

Par exemple, si la requête composée est 'Plutôt rouge ET peu de vert', le résultat de cette requête n'est pas satisfaisant en utilisant un opérateur binaire "ET".

Cette approche fonctionnera, si la sortie possible du réseau des neurones est 1 ou 0. Mais la sortie du réseau des neurones est dans l'intervalle 0 à 1, par exemple 0.8 et 0.4 pour les questions correspondantes. Cette approche ne donnera pas un facteur de confiance final. Une autre approche consiste à agréger les sorties des réseaux de neurones c.-à-d. en employant l'opérateur flou ET.

- Fusion des questions utilisant l'opérateur flou ET.

Cette approche fonctionnera mieux que l'opérateur binaire ET si les sorties du réseau des neurones pour les deux questions sont semblables ou si elles ont une différence très petite. Mais si la différence entre les réseaux des neurones est grande, alors cette approche ne donnera pas un facteur de confiance final proportionnel.

- Fusion des questions utilisant l'opérateur neuro-flou ET.

L'algorithme de fusion est basé sur un réseau des neurones de deux couches. Le nombre d'entrées du réseau des neurones est équivalent au nombre des questions et le nombre des sorties est Un et qui forme la sortie réelle du réseau. La sortie réelle du réseau s'appelle le facteur de confiance. Le réseau est formé utilisant l'algorithme de rétropropagation et il décide le facteur de confiance final pour la combinaison des questions. Cette approche fonctionne mieux que les opérateurs binaire Et et binaire-flou ET mentionnée ci-dessus.

## 3.5 Kansei et facteurs de Kansei

Kansei est un terme japonais qui signifie le sentiment psychologique ou l'impression intérieure éprouvée par une personne. Les aspects du sujet qui évoquent cette impression intérieure de la personne s'appellent les facteurs de kansei [12].

### 3.5.1 Kansei Engineering

Afin d'utiliser la technologie de Kansei, il faut commencer par un ensemble de produits suffisamment divers pour provoquer différentes réponses émotives. Ces réponses subjectives peuvent être évaluées utilisant des ensembles d'échelles bipolaires d'évaluation des attributs. Une échelle d'évaluation bipolaire typique des attributs emploie une paire de termes opposés, tels que simple contre complexe ou doux contre dur, placé sur une ligne. Des participants sont invités à placer une marque sur cette ligne pour indiquer où ils pensent que le produit se place relativement aux deux attributs en question. Chaque produit est évalué sur chaque échelle d'attribut, et ces estimations sont statistiquement comparées pour fournir une distribution des produits à travers les différents critères d'estimation. L'analyse de tous les produits évalués positivement sur une caractéristique particulière, permet de tirer les conclusions au sujet dont les éléments perceptuels sont responsables pour obtenir ce jugement subjectif.

Tous les produits qui déclenchent une expérience spécifique d'utilisateur au niveau visuel, auditif ou tactile forment une bonne application de Kansei. Pour le meilleur effet, la technologie de Kansei doit être appliquée à un point dans le cycle de développement où la flexibilité suffisante existe pour prendre des décisions au sujet du format visuel, auditif ou tactile du produit. La technologie de Kansei a été appliquée avec un grand succès dans l'industrie automotrice et elle est prolongée à d'autres domaines comprenant des produits de consommation et des systèmes logiciels [115].

### **3.5.2 Kansei Mining**

Kansei mining est un modèle qui appartient à une notion générale qui est l'exploitation de données. L'utilisateur essaie d'obtenir l'information utile et d'établir l'association ou la corrélation entre les ensembles de données. Un modèle principal dans l'exploitation de données est décrit par les règles d'association qui sont extraites d'un grand nombre de données. Dans la règle d'association traditionnelle, les données appartiennent à un ensemble de transactions, une facture du supermarché par exemple, et les règles d'association sont extraites en utilisant les différents articles actuels dans l'ensemble (la facture). Dans le kansei mining, la règle d'association doit être établie entre les articles actuels dans différents ensembles de transactions. Par exemple, un ensemble correspond aux différents éléments de conception ou les parties d'une image et l'autre ensemble correspond aux mots de kansei.

Le support et la confiance de chaque règle d'association sont calculés afin de mesurer l'importance de la règle alors que seulement les règles les plus indicatives doivent être adoptées. Le choix des seuils de confiance et de support est une phase sensible [55]. On propose une solution de deux étapes. Une fois que les règles de kansei sont choisies, un essai d'évaluation de qualité et d'amélioration doit être fait. Seules les règles indicatives sont gardées. Kansei est relative à chaque utilisateur, ainsi une description de kansei au sujet d'un article variera d'un individu à l'autre, ainsi les mots de kansei doivent suivre chaque profil d'utilisateur. Le rôle de l'utilisateur est tout à fait important en cours d'exploitation de kansei. L'utilisateur est invité à donner son impression au sujet des données en question. Les experts en matière de système devraient alors définir l'ensemble des mots de kansei qui seront employés. L'utilisateur devrait définir la relation entre les articles dans l'ensemble de données et les articles dans l'ensemble des mots de kansei.

### 3.5.3 Application

La récupération d'images en se basant sur des facteurs de kansei et sur kansei mining a été bien étudiée et mise en application par plusieurs équipes. Les couleurs, la conception de la structure, et les objets dans une image ont une grande influence sur l'impression humaine, ces caractéristiques d'image sont employées pour estimer les mots qui reflètent l'impression [60] [79].

Un exemple d'évaluation des mots-clés est décrit dans [12]. D'abord, une image est divisée en plusieurs régions par segmentation d'image, après, chaque région est classifiée dans des catégories bien connues (selon la nature de la base de données des images, par exemple " ciel/terre/eau ") par un réseau de neurones utilisant la couleur et l'information structurale comme entrée. Puis les caractéristiques de l'image telles que la couleur et la structure sont extraites à partir de chaque catégorie, et les mots qualifiant l'impression sont donnés à l'image. En outre, les régions classifiées étant 'ciel' ou 'catégories de la terre' par exemple, sont classifiées une autre fois par d'autres réseaux de neurones dans des objets beaucoup plus détaillés tels que la montagne ou ciel nuageux. De cette façon, des noms d'objet spécifiques sont donnés à une image automatiquement.

Le processus d'association de l'impression visuelle aux facteurs de kansei ou aux mots d'impression peut contenir des problèmes de contradiction et c'est un processus toujours complexe et incertain. La complexité de ce processus découle de l'objet perçu et de l'observateur humain. L'impression dépend de la scène (couleurs, texture, contenu) et l'expérience de la vie et l'état spirituel de l'observateur. Afin d'associer un mot d'impression à une image, une signature multidimensionnelle caractérisant l'image dans la limite de ses dispositifs du niveau bas tels que la couleur, texte, forme est calculée. Alors la signature multidimensionnelle est tracée par une fonction de classification par un mot-clé d'impression[11]. L'abus des mots décrivant une scène et la subjectivité de l'utilisateur au sujet de ce qu'il peut considérer important et excitant dans la scène est une contrainte importante. La détection de ces problèmes nous mènera à conclure que l'ensemble des images

n'est pas commode ou l'ensemble des mots d'impression doit être modifié ou l'assortiment entre l'ensemble d'images et l'ensemble d'impressions doit être redéfini. Ainsi, les caractéristiques du niveau bas ne sont pas toujours liées à tous les mots d'impression, et la pertinence des mots d'impression variera d'une scène à l'autre. Une recherche plus avancée devrait être faite afin d'établir un bon espace et un bon choix des scènes et des facteurs de kansei afin d'obtenir à une étape finale un bon système 'kansei mining'. Également le fait de compter sur un petit nombre d'utilisateurs pour généraliser les résultats mène à un système contradictoire. Un seuil devrait être mis pour filtrer les associations acceptables les plus communes entre les scènes et les impressions.

### **3.6 Conclusion**

Il n'y a aucune théorie universelle pour la segmentation d'image selon la couleur et de même pour la segmentation générale de l'image. Toutes les approches existantes sont ad hoc dans une certaine mesure. La plupart des techniques sont développées avec des applications particulières et peuvent travailler seulement sous certaines conditions. Ainsi, il n'y a aucune réponse claire si on pose la question quelle méthode de segmentation doit être utilisée. Cette méthode dépend toujours de l'application et de notre expérience.

Un problème de segmentation d'image est fondamentalement un problème de la perception psychophysique, et il est essentiel de compléter les solutions mathématiques par une connaissance a priori au sujet de l'image.

## Deuxième partie

# Apport à la modélisation de la perception



# 4

## Profilage de la perception d'un utilisateur

### *Résumé :*

*Nous présentons dans ce chapitre, deux démarches pour construire le profil représentant la perception d'un utilisateur à travers des sous-ensembles flous. Dans le cas d'un utilisateur expert, nous proposons une procédure interactive de questionnement de l'utilisateur permettant de définir complètement l'ensemble des sous-ensembles flous représentant sa perception. Dans le cas d'un utilisateur non-expert, celui-ci pourra définir sa propre perception en comparant et en sélectionnant quelques profils reflétant la perception d'utilisateurs experts. Nous présentons dans ce chapitre une procédure d'agrégation permettant de construire le profil de l'utilisateur à partir des profils experts sélectionnés. Une application de la démarche dans le cas de la perception de la couleur sera également présentée.*

### **Sommaire**

---

<b>4.1</b>	<b>Introduction . . . . .</b>	<b>74</b>
<b>4.2</b>	<b>Construction d'une perception modélisée par des sous-ensembles flous . . . . .</b>	<b>75</b>
4.2.1	Établir un profil à partir d'un questionnaire . . . . .	77
4.2.2	Établir un profil par comparaison . . . . .	78

4.2.3	Procédure d'agrégation pour la construction d'un profil	81
<b>4.3</b>	<b>Représentation floue des couleurs</b>	<b>89</b>
4.3.1	Représentation floue de la teinte	90
4.3.2	Qualificatifs des couleurs	93
<b>4.4</b>	<b>Construction du profil colorimétrique d'un utilisateur</b>	<b>97</b>
4.4.1	Construction du profil expert	97
4.4.2	Construction du profil de l' <i>utilisateur simple</i>	100
4.4.3	Procédure globale de questionnement de l'utilisateur	
	$U_k$	105
<b>4.5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>107</b>

---

## 4.1 Introduction

La perception a un champ de définition très large ; on la lie à la physique, à l'apprentissage, aux connaissances acquises, à la psychologie, etc. Nous nous approchons de la perception par différents points de vue selon la spécialisation de chaque personne. La perception dépend fondamentalement des organes sensoriels humains, ainsi on distingue plusieurs catégories de perception chacune étant rapportée à une sensation spécifique. Les points communs à toutes les perceptions sont parmi d'autres, l'apprentissage, l'expérience acquise, l'état émotionnel. Les organes sensoriels jouent le rôle de l'interface entre l'individu et le monde extérieur. La perception se construit et s'exprime grâce à ces organes. Le fait que la perception soit liée aux sensations permet de la considérer subjective. Par contre, on la considère objective parce qu'elle se fonde sur les sciences. Le manque de netteté de la perception nous oriente à employer la logique floue pour la représenter. C'est ainsi qu'on peut passer du monde des illusions au monde de la réalité. Nous modélisons la perception d'un utilisateur en construisant un profil utilisateur "convenable". Comme étude de cas, nous avons pris la perception des couleurs. Une fois que l'utilisateur ait établi son propre profil, il pourra rechercher les images selon sa

propre perception des couleurs.

## 4.2 Construction d'une perception modélisée par des sous-ensembles flous

Considérons une perception  $p$  qui appartient à un ensemble  $P$  comme *la vision, le toucher, le goût, l'odeur ou l'audition*. Nous nous contenterons des cinq sens en raison de la définition de la perception comme mentionnée ci-dessus. Soit un utilisateur  $u$  qui peut être n'importe quel utilisateur d'ordinateur, sa perception  $u_p$  est une relation bijective entre l'utilisateur  $u$  et la perception  $p$ .

Soit  $O$  l'ensemble de tous les objets  $o$  qui sont classés selon la perception  $p$ , par exemple les images qui sont classées selon la perception de la couleur.

### Définition 4 :

- Soit  $D$  l'ensemble de toutes les dimensions  $d$  de la perception  $p$  ; chaque perception est représentée sur plusieurs dimensions.
- Chaque dimension  $d$  est décomposée en un ensemble de granules  $g$ .
- L'ensemble de tous les granules d'une même dimension est décrit par  $G_d$ .

La perception de la couleur par exemple, est représentée sur les dimensions teinte, luminance et saturation ; de même la température ressentie est représentée par la température mesurée, l'humidité, le vent etc. Les granules de la dimension 'teinte' de la couleur peuvent être : rouge, orange, jaune, etc. Les granules de la dimension 'température mesurée' peuvent être : froid, moyen, chaud, etc.

### Définition 5 :

- Chaque granule  $g$  est représenté par un sous-ensemble flou  $f_g$  qui est de forme trapézoïdale et parfois réduit en forme triangulaire.

Chaque dimension de la perception est représentée par au moins un granule  $g$ . On suppose que l'intersection des sous-ensembles flous adjacents appartenant à une

même dimension est différent de l'ensemble vide et égale à 0.5. Cette hypothèse évite la parution de valeurs associées à aucun granule.

**Définition 6 :**

– *Le profil de l'utilisateur  $u$  pour une perception  $p$  est défini par tous les sous-ensembles flous qui constituent tous les granules de toutes les dimensions  $d$ .*

Pour certaines perceptions on peut employer différentes procédures utilisant par exemple les bases de règles ou les réseaux de neurones pour aboutir à la représentation finale de la perception. L'exploitation diffère d'une perception à l'autre ; cette différence est due à la différence des organes sensoriels qui participent à créer cette perception.

Généralement, on distingue 2 types de profils, le profil d'un *utilisateur expert* et le profil d'un *utilisateur simple*. Un utilisateur expert possède une expérience au niveau de la perception à modéliser, il connaît bien le sujet de la perception et il veut construire un profil détaillé, alors qu'un utilisateur simple est moins exigeant. Dans notre proposition, tout utilisateur sera invité à établir son profil en s'identifiant en tant qu'*expert* ou en tant qu'*utilisateur simple*. Un utilisateur expert suit un algorithme à plusieurs étapes, alors que la tâche pour un utilisateur simple sera beaucoup plus simple.

Nous avons choisi d'établir et de définir la perception  $u_p$  par un questionnaire pour un utilisateur expert ou par comparaison pour l'utilisateur simple.

**Définition 7** *Soit  $S_g^e$  l'ensemble des objets  $o \in O$  associés à un granule  $g \in G$  selon la perception de l'expert  $e \in E$ .*

L'utilisateur simple compare les différents  $S_g^e$  pour construire sa perception.

La figure Fig. 4.1 décrit les étapes qui permettent de modéliser une perception.

On commence par le choix d'une perception qui sera associée à plusieurs dimensions. Chaque dimension se décompose en granules qui se représentent par des sous-ensembles flous. L'utilisateur construit son profil, suivant soit une démarche constructive, soit une démarche descriptive.

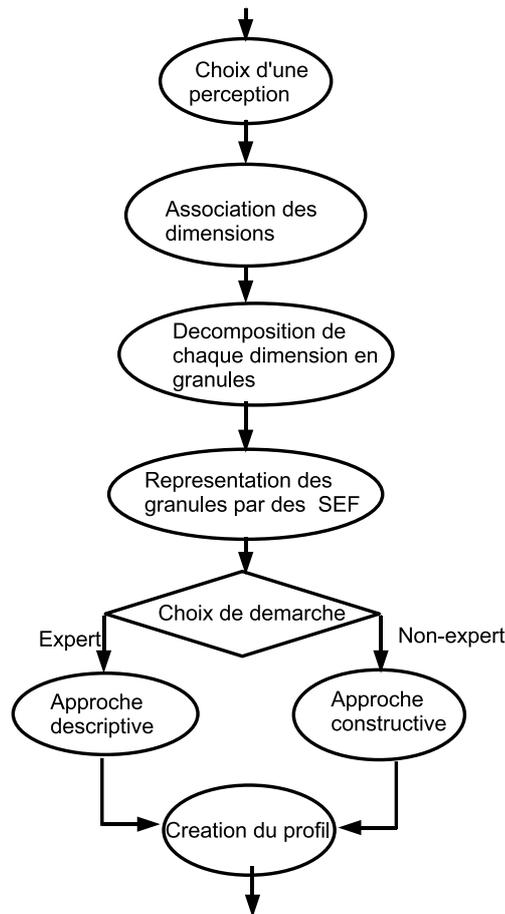


FIGURE 4.1 – Diagramme de modélisation

### 4.2.1 Établir un profil à partir d'un questionnaire

La perception étant subjective, elle est connue par l'individu lui-même mais reste inconnue pour l'entourage. Pour exploiter cette perception, il faut poser à l'utilisateur des questions permettant de la décrire. On peut concevoir la perception dans un profil à partir des réponses à un questionnaire donné. Ces réponses vont permettre de construire les différents sous-ensembles flous associés aux différents granules.

Les étapes de la construction sont les suivantes :

Pour chaque  $d \in D$  :

- Pas 1 : Pour chaque  $g$  appartenant à  $G_d$  :

1. Soit  $R_g$  l'ensemble de questions nécessaires pour définir les valeurs du noyau d'un granule  $g \in G$ .
  2. Les réponses sont de forme d'intervalle indiquant les deux points du noyau, et en cas d'un sous-ensemble flou de forme triangulaire les deux points se confondent.
- Pas 2 : Validation de la cohérence des réponses.
1. L'intersection des noyaux des sous-ensembles flous est l'ensemble vide.
  2. L'intersection des bases des sous-ensembles flous est égale à  $1/2$ .
- Pas 3 : Construction par déductions de tous les sous-ensembles flous.

La déduction peut être assez simple, comme dans le cas de la couleur, on a deux produits cartésiens de tous les granules de la dimension teinte par tous les granules provenant de la dimension luminance et des granules provenant de la dimension saturation (voir section 4.3).

La figure Fig. 4.2 décrit les étapes qui permettent de modéliser une perception par l'utilisation d'un questionnaire.

### 4.2.2 Établir un profil par comparaison

L'exploitation des objets selon la perception donne des résultats qui diffèrent d'un utilisateur à un autre puisque la perception diffère aussi d'un utilisateur à un autre. Par exemple, l'ensemble des images caractérisées 'bleu' diffère selon l'utilisateur, puisque le granule indiquant la perception de la teinte bleu et le sous-ensemble flou représentant ce granule varient selon l'utilisateur.

Notons de nouveau  $S_g^e$  l'ensemble des objets  $o \in O$  associé à un granule  $g \in G$  selon la perception de l'expert  $e \in E$ .

Un utilisateur peut définir sa propre perception en comparant ou en imitant d'autres perceptions ; après avoir défini des profils reflétant la perception de quelques utilisateurs experts, un *utilisateur simple* peut seulement comparer et choisir le

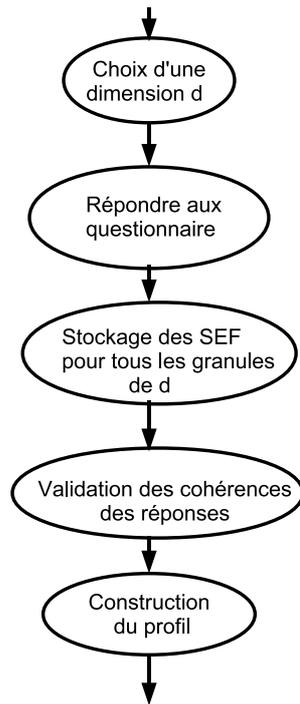


FIGURE 4.2 – Modélisation d'un profil expert

profil le plus approprié à sa perception. L'utilisateur compare effectivement les différents ensembles  $S_g^e$  qui sont classés selon les profils.

Notons qu'il est très important de présenter les choix possibles dans les mêmes circonstances physiques et émotives. Nous considérons que l'influence des facteurs externes est négligeable.

Soit un profil standard qui comprend les valeurs des sous-ensembles flous qui représentent les granules d'une perception; ces valeurs sont généralement acceptables par plusieurs utilisateurs, on les nomme valeurs standards. Les étapes de la construction d'un profil par comparaison sont les suivantes :

- Pas 0 : Par défaut, l'utilisateur  $u$  aura le profil standard.
- Pas 1 : Sélection d'un granule  $g \in G$ . L'utilisateur sélectionnera les granules par ordre d'importance. Quand l'utilisateur choisit  $g$  comme premier granule, on considère que ce granule est le plus intéressant pour l'utilisateur. Quand il choisit un autre granule, il est alors supposé moins intéressant que le précédent,

et toute modification faite ne doit pas être en conflit avec la modélisation du granule précédent qui est déjà défini. Toute modification ne peut qu'accentuer les modifications précédentes.

- Pas 2 : Sélection des deux meilleurs ensembles  $S_g^{e1}$  et  $S_g^{e2}$  parmi tous les ensembles et définition des taux de satisfaction de chacun de ces deux ensembles.
- Pas 3 : Agrégation des deux sous-ensembles flous  $f_g^{e1}$  et  $f_g^{e2}$ , qui correspondent aux deux ensembles  $S_g^{e1}$  et  $S_g^{e2}$  respectivement tout en prenant en compte les taux de satisfaction  $w_1$  et  $w_2$ . Ce pas sera décrit en détail dans le paragraphe suivant.
- Pas 4 : Modification des sous-ensembles flous adjacents pour s'assurer de la cohérence globale.
- Revenir au pas 1.

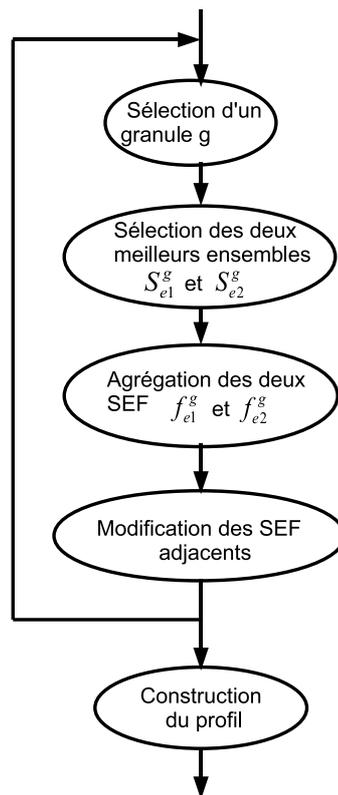


FIGURE 4.3 – Modélisation d'un profil non-expert

### 4.2.3 Procédure d'agrégation pour la construction d'un profil

Pour agréger deux sous-ensembles flous on peut utiliser des agrégateurs bien connu de la littérature de la logique floue, ou bien on peut utiliser les règles de déduction appelées règles si-alors.

1. Les opérateurs flous permettent d'agréger plusieurs fonctions. Par exemple, un temps très froid et peu humide. Il y a plusieurs type d'agrégation, on cite les T-normes (min, and, etc.) qui sont généralement pessimistes, les T-conormes (max, or, etc.) qui sont généralement optimistes et les Uninormes qui ont un comportement moyen (compensation behavior).
2. La prise de décision à partir d'une base de règles si-alors : Les systèmes de logique floue utilisent une expertise exprimée sous forme d'une base de règles du type si-alors (règles de Mamdani). La conjonction des plusieurs règles donne un résultat qui est considéré aussi comme une implication à la somme des règles.



FIGURE 4.4 – Exemple d'une base de règles si-alors

Il est évident qu'avec les deux concepts précédents le résultat dépend des données. Ce qu'on propose c'est que le résultat dépend des données et des relations qui existent entre ces données, toujours selon la perception de l'utilisateur. Donc dans le cas de la modélisation d'une perception, l'utilisateur va accorder à chaque ensemble de données un degré de satisfaction ou un commentaire linguistique. Chaque ensemble de données est représenté par une fonction d'appartenance floue  $f$ . Le degré de satisfaction est noté par  $w$ . L'agrégation des fonctions  $f_i$  après l'application des degrés  $w_i$  sera le résultat de la modélisation de la perception. Pour

illustrer avec un exemple, on considère un repère et deux sous-ensembles flous  $f_1$  et  $f_2$  tel que  $f_1$  se situe à gauche de  $f_2$ . Si l'utilisateur est plus satisfait avec  $f_1$  donc on attend que, si  $f_1$  se déplace un peu à gauche jusqu'à un certain point, la satisfaction de l'utilisateur augmente.

Pour généraliser, il faut étudier tous les cas concernant les relations entre les données. Théoriquement on peut agréger plusieurs sous-ensembles flous, ce qui permet de donner un résultat plus adéquat à la perception de l'utilisateur. Pour des raisons de simplicité, on se limite à agréger seulement 2 sous-ensembles flous.

On aura 8 cas d'agrégation de deux fonctions  $f_1$  et  $f_2$ , et par l'utilisation des modificateurs translatatoires on passe de la fonction  $f_1$  à la fonction  $f_2$  et vice versa. Sachant que les modificateurs expansifs, restrictifs, et translatatoires font subir une variation de noyau de la fonction tandis que les modificateurs cerneurs font subir une variation du support (voir section 2.4).

L'originalité de notre approche sur les modificateurs, est de diviser la fonction d'appartenance en deux parties, gauche et droite. La partie gauche représentée par le segment  $[a - \alpha, a]$  peut subir une translation selon un vecteur  $D_L$  et la partie droite représentée par le segment  $[b, b + \beta]$  peut subir une translation selon un vecteur  $D_R$  qui peut être différent en sens et intensité du vecteur  $D_L$  (voir section 2.4.2).

Cela nous permet de couvrir les cas des modificateurs expansifs ( $D_L < 0, D_R > 0$ ), les cas des modificateurs restrictifs ( $D_L > 0, D_R < 0$ ) et les cas des modificateurs translatatoires où les vecteurs  $D_L$  et  $D_R$  sont de même sens.

Soient deux fonctions  $f_1$  et  $f_2$  définies respectivement par les quadruplets  $(\alpha_1, a_1, b_1, \beta_1)$  et  $(\alpha_2, a_2, b_2, \beta_2)$ . La position de la fonction  $f_2$  par rapport à la fonction  $f_1$  est décrite par les 8 cas suivants :

- cas 1 :  $a_2 < a_1 \wedge b_2 < b_1$  (cf. Fig. 4.5)
- cas 2 :  $a_2 < a_1 \wedge b_2 = b_1$  (cf. Fig. 4.6)
- cas 3 :  $a_2 < a_1 \wedge b_2 > b_1$  (cf. Fig. 4.7)
- cas 4 :  $a_2 = a_1 \wedge b_2 < b_1$  (cf. Fig. 4.8)

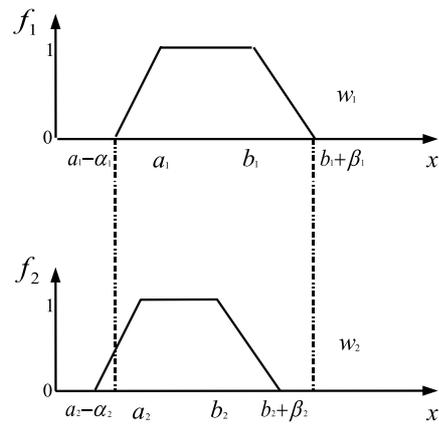


FIGURE 4.5 – cas 1

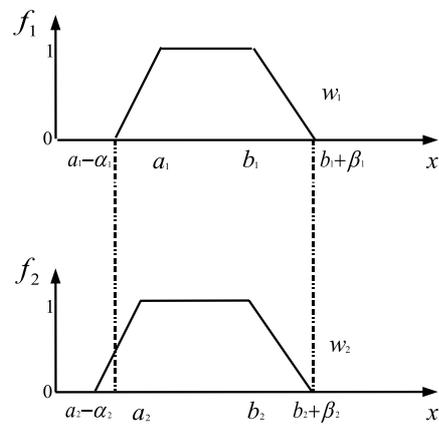


FIGURE 4.6 – cas 2

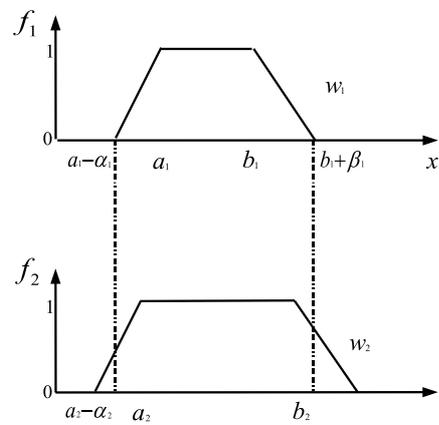


FIGURE 4.7 – cas 3

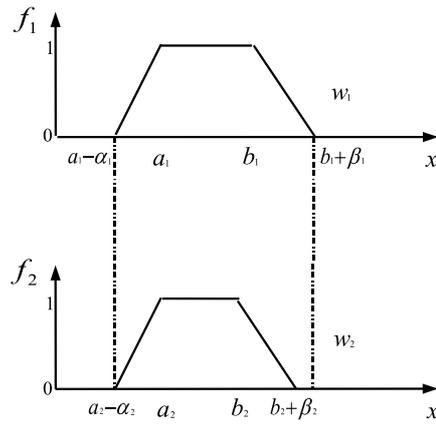


FIGURE 4.8 – cas 4

– cas 5 :  $a_2 > a_1 \wedge b_2 < b_1$  (cf. Fig. 4.9)

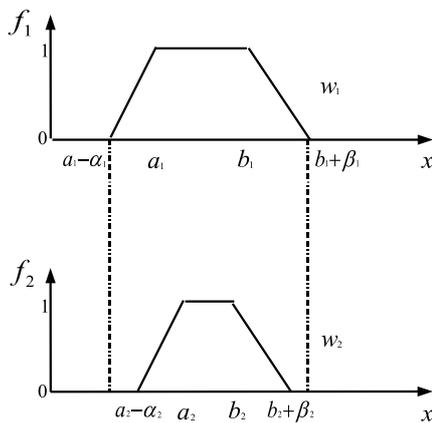


FIGURE 4.9 – cas 5

– cas 6 :  $a_2 > a_1 \wedge b_2 = b_1$  (cf. Fig. 4.10)

– cas 7 :  $a_2 > a_1 \wedge b_2 > b_1$  (cf. Fig. 4.11)

– cas 8 :  $a_2 = a_1 \wedge b_2 > b_1$  (cf. Fig. 4.12)

L'ensemble avec le plus grand degré de satisfaction (bien, très bien) va servir comme base de la modélisation, et l'autre ensemble pour le calibrage du résultat. Le schéma de la Figure 4.13 représente tous les cas d'agrégation de 2 sous-ensembles flous où les cas de 1 à 8 représentent la position du support du deuxième sous ensemble flou par rapport au premier. Le premier sous ensemble flou défini par la fonction  $f_1$  et le second sous ensemble flou défini par la fonction  $f_2$ . A noter que

4.2. Construction d'une perception modélisée par des sous-ensembles flous

---

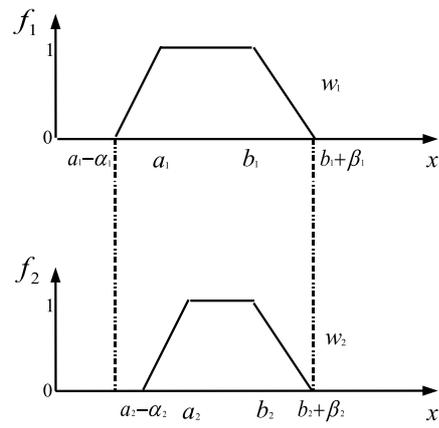


FIGURE 4.10 – cas 6

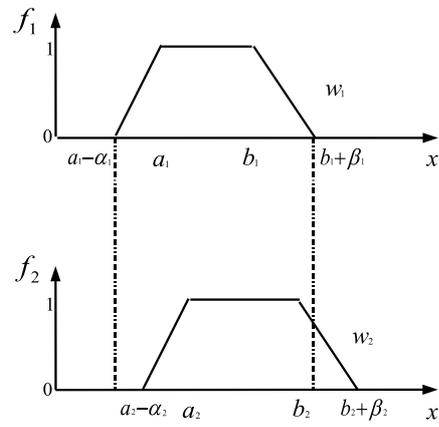


FIGURE 4.11 – cas 7

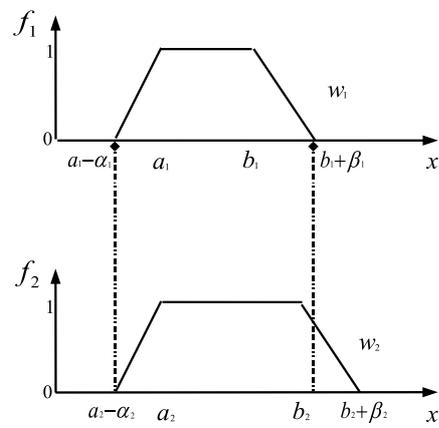


FIGURE 4.12 – cas 8

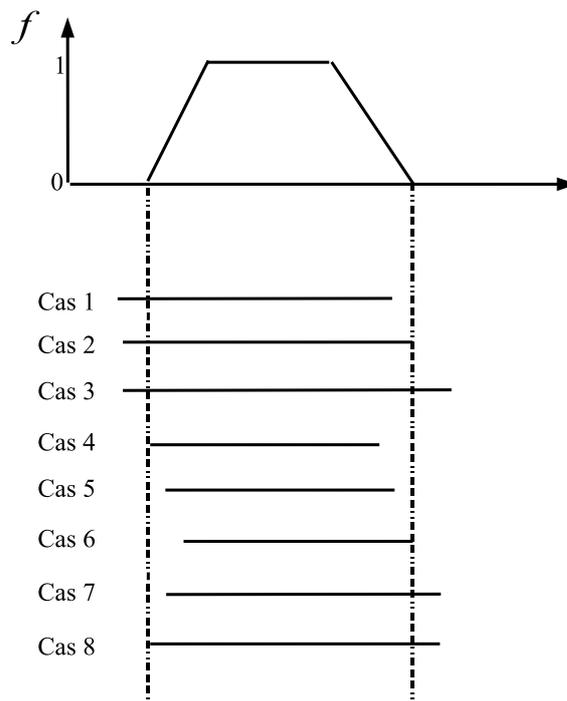


FIGURE 4.13 – Les 8 cas d'agrégation

le cas 7 est symétrique au cas 1, le cas 8 est symétrique au cas 2 et enfin le cas 6 est symétrique au cas 4.

Soit  $f_1$  le sous-ensemble flou défini par le quadruplet  $(a_1, b_1, \alpha_1, \beta_1)$ .

Soit  $f_2$  le sous-ensemble flou défini par le quadruplet  $(a_2, b_2, \alpha_2, \beta_2)$ .

Soit  $w_i^k$  le taux de satisfaction de l'utilisateur  $u_k$  associé au sous-ensemble flou. On a donc  $w_1^k$  pour le sous ensemble  $f_1$  et  $w_2^k$  pour le sous ensemble  $f_2$  avec  $w_1^k \geq w_2^k$ .

**Définition 8 :**

– Soit  $D_L$  la différence de positionnement des centres des segments :

$$[(a_1 - \alpha_1, 0), (a_1, 1)] \text{ et } [(a_2 - \alpha_2, 0), (a_2, 1)]$$

$$D_L = a_1 - a_2 - \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{2}$$

– Soit  $D_R$  la différence de positionnement des centres des segments :

$$[(b_1, 1), (b_1 + \beta_1, 0)] \text{ et } [(b_2, 1), (b_2 + \beta_2, 0)]$$

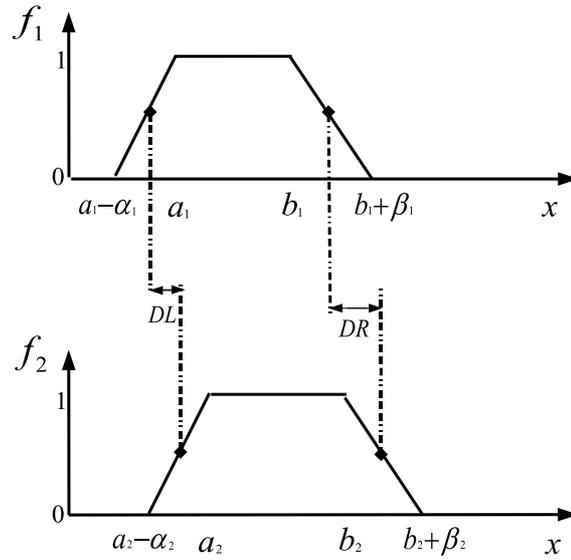


FIGURE 4.14 – Différence de positionnement entre 2 experts

$$D_R = b_1 - b_2 + \frac{\beta_1 - \beta_2}{2}$$

La valeur maximale du taux  $w_i^k$  est 100, ce qui indique une satisfaction complète de l'utilisateur. Quand l'utilisateur donne une valeur de  $w_i$  inférieure à 100, la différence entre le taux indiqué et la valeur théoriquement maximale qui exprime la satisfaction complète est :  $100 - w_i$

**Définition 9** : Soient  $\delta l^*$  et  $\delta r^*$  les différences relatives de position des 2 sous-ensembles flous

$$\Rightarrow \begin{cases} \delta l^* = D_L \times \frac{100 - w_1^k}{w_1^k - w_2^k} \\ \delta r^* = D_R \times \frac{100 - w_1^k}{w_1^k - w_2^k} \end{cases}$$

Ayant choisi la fonction  $f_1$  avec le grand taux de satisfaction  $w_1$ , la fonction  $f_1$  va subir les modifications nécessaires pour aboutir au résultat qui exprime la perception de l'utilisateur. On utilise deux modificateurs translatrices  $M_L$  et  $M_R$  qui sont exercés sur la fonction  $f_1$  :

**Définition 10 :**

Soient  $M_L$  et  $M_R$  deux modificateurs translatifs :

$$- M_L(f_1(x)) = f_{1,m_L}(x) = \text{Max}(0, \text{Min}(1, \phi_L(x)))$$

avec :

$$\phi_L(x) = \begin{cases} \frac{x - a_1 - \delta l + \alpha_1}{\alpha_1} & \text{if } x \leq a_1 + \delta l \\ \frac{-x + b_1 + \delta l + \beta_1}{\beta_1} & \text{if } x > a_1 + \delta l \end{cases}$$

tel que  $\phi_L$  une fonction non décroissante pour  $x \leq a_1 + \delta l$  et non croissante pour  $x > a_1 + \delta l$

$$- M_R(f_1(x)) = f_{1,m_R}(x) = \text{Max}(0, \text{Min}(1, \phi_R(x)))$$

avec :

$$\phi_R(x) = \begin{cases} \frac{x - a_1 - \delta r + \alpha_1}{\alpha_1} & \text{if } x \leq a_1 + \delta r \\ \frac{-x + b_1 + \delta r + \beta_1}{\beta_1} & \text{if } x > a_1 + \delta r \end{cases}$$

tel que  $\phi_R$  une fonction non décroissante pour  $x \leq a_1 + \delta r$  et non croissante pour  $x > a_1 + \delta r$

Pour déterminer le sous-ensemble flou représentant la perception de l'utilisateur  $u_k$ , on applique les deux modificateurs au sous-ensemble flou défini par  $f_1$  :

$$f_{1,m_L}(x) = M_L(f_1(x))$$

$$f_{1,m_R}(x) = M_R(f_1(x))$$

Le résultat est obtenu en agrégeant ces deux sous-ensembles :

$$f^{u_k}(x) = f_{1,m_L}(x) \text{ OP } f_{1,m_R}(x)$$

$$\mathcal{OP} \Rightarrow \left\{ \begin{array}{l} \text{if } \delta l \times \delta r \geq 0 \\ \quad \text{if } \delta l > \delta r \\ \quad \quad \mathcal{OP} = \cap \\ \quad \text{else} \\ \quad \quad \mathcal{OP} = \cup \\ \text{else} \\ \quad \text{if } \delta l > 0 \\ \quad \quad \mathcal{OP} = \cap \\ \quad \text{else} \\ \quad \quad \mathcal{OP} = \cup \end{array} \right.$$

Quand  $\delta l = 0$  ou  $\delta r = 0$ , on a aucun déplacement, ni à droite ni à gauche puisqu'on ne peut rien conclure.

Le schéma de la figure Fig. 4.15 montre que la fonction  $f_1$  avec le taux de satisfaction le plus élevé, a subi un déplacement de la partie gauche en rouge et un déplacement de la partie droite en bleu. Le résultat, est représenté par l'intersection entre les deux fonctions  $f_{1,m_L}(x)$  et  $f_{1,m_R}(x)$ .

Si  $\delta l \times \delta r \geq 0$ , on a des déplacements dans le même sens et si  $\delta l \times \delta r < 0$  les déplacements de la partie gauche et de la partie droite sont dans des sens contraires. Le sens du déplacement et les valeurs de  $\delta l$  et  $\delta r$  définissent l'aspect de l'opérateur  $\mathcal{OP}$ .

Selon l'équation définie ci-dessus, l'opérateur  $\mathcal{OP}$  exprime l'intersection si  $\delta l \times \delta r \geq 0$  et  $\delta l > \delta r \geq 0$ , ou si  $\delta l \times \delta r < 0$  et  $\delta l > 0$ . Dans les autres cas l'opérateur  $\mathcal{OP}$  exprime l'union.

### 4.3 Représentation floue des couleurs

Dans notre travail, nous nous limitons aux neuf couleurs fondamentales définies par l'ensemble  $G_t$  représentant un bon échantillon de couleurs (granules de la

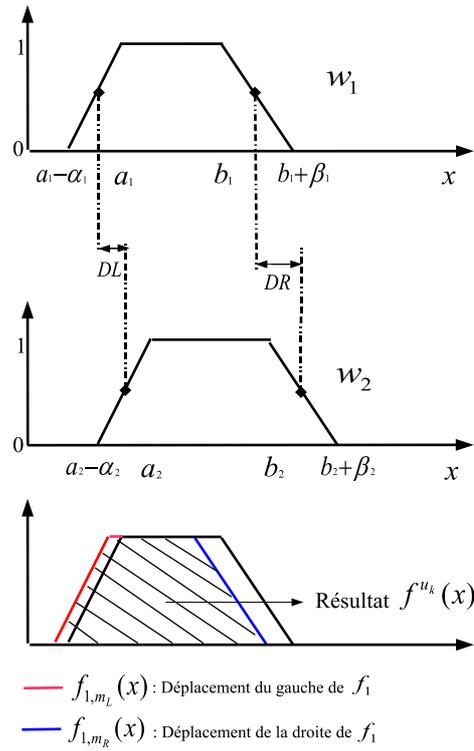


FIGURE 4.15 – Résultat d'agrégation de deux sous-ensembles flous

dimension H) :

$$G_t = \{rouge, orange, jaune, vert, cyan, bleu, pourpre, magenta, rose\}$$

$G_t$  correspond aux sept couleurs de Newton [85] auquel il faut ajouter le rose et le cyan, qui sont inclus dans l'ensemble des couleurs de l'arc-en-ciel [98].

### 4.3.1 Représentation floue de la teinte

Pour modéliser le fait que la distribution de couleurs n'est pas uniforme sur le cercle des teintes, Truck *et al* [98] proposent de les représenter avec des sous-ensembles flous trapézoïdaux ou triangulaires. Plusieurs autres travaux ont été faits dans les espaces non uniformément distribués : par exemple, Herrera et Martínez emploient des hiérarchies linguistiques floues avec plus ou moins d'étiquettes, selon la granularité désirée [52].

De même, Truck et al. associent des couleurs aux sous-ensembles flous [98]. En effet, pour chaque couleur de  $G_t$  ils ont établi une fonction d'appartenance variant de 0 à 1 ( $f_t$  avec  $t \in G_t$ ). Si cette fonction est égale à 1, la couleur correspondante est "une vraie couleur" (cf. figure 4.16). Les définitions linguistiques des couleurs utilisées dans ce processus viennent de [www.pourpre.com](http://www.pourpre.com).

Pour chaque couleur fondamentale, l'intervalle associé est défini selon des noms linguistiques de couleurs. Par exemple pour construire le  $f_{jaune}$ , on peut employer la couleur "moutarde" dont la teinte est égale à 55 et dont l'appartenance au  $f_{jaune}$  est égale à  $\pm 0.5$ .

Pour quelques couleurs, nous obtenons un intervalle large. C'est le cas pour les couleurs "vert" et "bleu" qui sont représentées par des sous-ensembles flous trapézoïdaux.

Les valeurs *standards* qui définissent les valeurs des granules de la dimension *teinte* paraissent dans la figure 4.16. Nous avons employé dans ce travail la même représentation floue des couleurs. Nous déclarons que deux fonctions représentant deux couleurs successives auront la valeur de leur point d'intersection égale à  $1/2$ . Cela signifie, qu'un pixel correspond au point d'intersection peut être assigné aux deux couleurs avec le même poids.

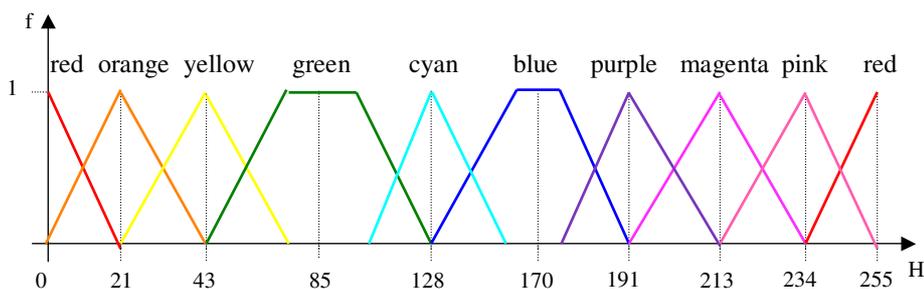


FIGURE 4.16 – La dimension H.

Un sous-ensemble flou trapézoïdal est habituellement dénoté par  $(a, b, \alpha, \beta)$  (cf. figure 4.17) et quand le noyau est réduit à un point, c'est un sous-ensemble triangulaire dénoté par  $(a, \alpha, \beta)$  puisque  $a = b$  [14].

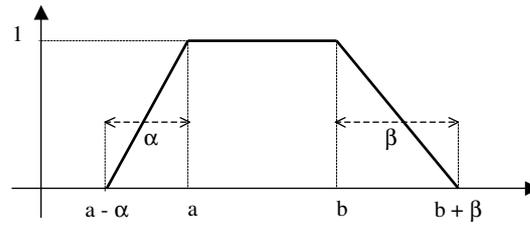


FIGURE 4.17 – Sous-ensemble trapézoïdal flou.

On définit la fonction d'appartenance de n'importe quelle teinte  $t$  :

$$\forall t \in G_t, f_t(h) = \begin{cases} 1 & \text{si } h \geq a \\ & \wedge h \leq b \\ 0 & \text{si } h \leq a - \alpha \\ & \wedge h \geq b + \beta \\ \frac{h - (a - \alpha)}{\alpha} & \text{si } h > a - \alpha \\ & \wedge h < a \\ \frac{(b + \beta) - h}{\beta} & \text{si } h > b \\ & \wedge h < b + \beta \end{cases}$$

Pour  $t = orange$  on a un sous-ensemble triangulaire avec ( $a = 21, \alpha = 21, \beta = 22$ ) :

$$f_{orange}(h) = \begin{cases} 0 & \text{si } h \geq 43 \\ \frac{h}{21} & \text{si } h < 21 \\ \frac{43 - h}{22} & \text{si } h \geq 21 \end{cases}$$

Pour  $t = vert$  on a un sous-ensemble trapézoïdal avec ( $a = 75, \alpha = 22, b = 95, \beta = 33$ ) :

$$f_{green}(h) = \begin{cases} 1 & \text{si } h \geq 75 \\ & \wedge h \leq 95 \\ 0 & \text{si } h \leq 43 \\ & \wedge h \geq 128 \\ \frac{h-43}{22} & \text{si } h > 43 \\ & \wedge h < 75 \\ \frac{128-h}{33} & \text{si } h > 95 \\ & \wedge h < 128 \end{cases}$$

### 4.3.2 Qualificatifs des couleurs

Pour compléter la modélisation, il est nécessaire de prendre en considération les deux autres dimensions (L et S). Chaque qualificatif colorimétrique est associé à une ou aux deux dimensions. Pour faciliter le processus, chaque intervalle de dimension est divisé en trois sous-intervalles : *valeur basse*, *valeur moyenne* et *valeur grande*. Ainsi, nous obtenons six qualificatifs dépendants d'une dimension et neuf qualificatifs dépendants de deux dimensions [99] dénotés par  $G_q$  (granules des dimensions  $l$  et  $s$ ).

$G_q = \{ \text{sombre, foncé, profond, gris, moyen, vif, pâle, clair, lumineux} \}$ .

La figure 4.18 montre les neuf qualificatifs dépendants des deux dimensions.

Chaque qualificatif de  $G_q$  est associé à une fonction d'appartenance variant entre 0 et 1 ( $\tilde{f}_q$  avec  $q \in G_q$ ). Quant aux teintes, la valeur du point d'intersection de ces fonctions est supposé égale à 1/2 (cf. figure 4.20). Ainsi, chaque fonction est représentée par le groupe tri-dimensionnel  $(a, b, c, d, \alpha, \beta, \gamma, \delta)$  (cf. figure 4.19).



$$\forall q \in G_q, \tilde{f}_q(l, s) = \left\{ \begin{array}{ll} 1 & \text{si } a \leq s \leq b \\ & \wedge c \leq l \leq d \\ 0 & \text{si } s \leq a - \alpha \vee s \geq b + \beta \\ & \vee l \leq c - \gamma \vee l \geq d + \delta \\ \frac{l - (c - \gamma)}{\gamma} & \text{si } c - \gamma < l < c \\ & \wedge \alpha l - \gamma s \leq \alpha c - \gamma a \\ & \wedge \beta l + \gamma s \leq \beta c + \gamma b \\ \frac{(d + \delta) - l}{\delta} & \text{si } d < l < d + \delta \\ & \wedge \beta l - \delta s > \beta d - \delta b \\ & \wedge \alpha l + \delta s > \alpha d + \delta a \\ \frac{s - (a - \alpha)}{\alpha} & \text{si } a - \alpha < s < a \\ & \wedge \alpha l - \gamma s > \alpha c - \gamma a \\ & \wedge \alpha l + \delta s \leq \alpha d + \delta a \\ \frac{(b + \beta) - s}{\beta} & \text{si } b < s < b + \beta \\ & \wedge \beta l + \gamma s > \beta c + \gamma b \\ & \wedge \beta l - \delta s \leq \beta d - \delta b \end{array} \right.$$

Par exemple, pour  $q = \text{sombre}$  on a ( $a = \alpha = 0, b = 43, \beta = 84, c = \gamma = 0, d = 43, \delta = 84$ ) :

$$\tilde{f}_{\text{sombre}}(l, s) = \left\{ \begin{array}{ll} 1 & \text{si } s \leq 43 \\ & \wedge l \leq 43 \\ 0 & \text{si } s \geq 127 \\ & \vee l \geq 127 \\ \frac{127 - l}{84} & \text{si } 43 < l < 127 \\ & \wedge l > s \\ \frac{127 - s}{84} & \text{si } 43 < s < 127 \\ & \wedge l \leq s \end{array} \right.$$

Naturellement, les couleurs noir, gris et blanc ont été également prises en considération, c.à.d. ont été associées aux fonctions d'appartenance floues :  $f_{\text{black}}, f_{\text{white}}$

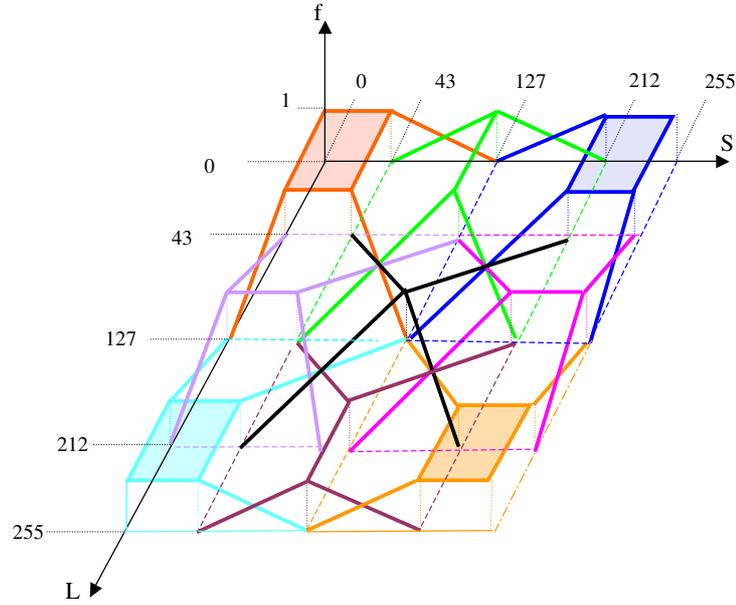


FIGURE 4.20 – Dimensions L et S.

et  $f_{gray}$ . Il est à noter que ces couleurs (nous les appellerons des *non-couleurs*) sont complètement définies par les dimensions L et S parce qu'elles ne contiennent aucune teinte ( $H$  est non définie). Quand  $l$  devient très grand, la couleur se tourne vers le blanc. Quand  $l$  devient très petit, la couleur se tourne vers le noir. Quand  $s$  devient très petit, la couleur se tourne au gris. Dans la couleur grise nous définissons trois qualificatifs : *dark*, *medium* et *light* qui sont associés à la fonction d'appartenance floue :  $\tilde{f}_{dark}$ ,  $\tilde{f}_{medium}$  et  $\tilde{f}_{light}$  (cf. figure 4.21).

Par exemple, pour  $t = black$  on a ( $a = \alpha = 0, b = 255, \beta = 0, c = \gamma = 0, d = 15, \delta = 10$ ) :

$$f_{black}(l) = \begin{cases} 1 & \text{si } l \leq 15 \\ 0 & \text{si } l \geq 25 \\ \frac{25-l}{10} & \text{si } 15 < l < 25 \end{cases}$$

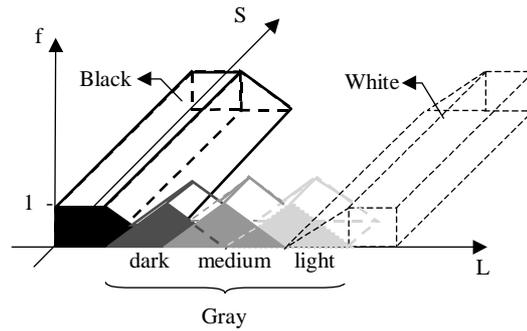


FIGURE 4.21 – Noir, gris et blanc

## 4.4 Construction du profil colorimétrique d'un utilisateur

Chaque utilisateur qui construit son profil se base sur un profil standard des couleurs. A noter que le profil standard est l'ensemble de toutes les valeurs des granules  $g$  des différentes dimensions de la couleur (cf. Fig. 4.16 et Fig. 4.18). L'utilisateur va donc modifier d'une manière dynamique le profil standard pour aboutir à un nouveau profil reflétant sa perception. Le but est de définir une fonction d'appartenance floue des couleurs et des qualificatifs pour chaque utilisateur comme décrit aux figures 4.20 et 4.21.

La construction du profil consiste à modéliser les teintes et les qualificatifs selon la perception de l'utilisateur. Chaque utilisateur aura son propre ensemble  $G_t$  et  $G_q$ , donc sa propre perception des couleurs. Afin de modéliser les couleurs perçues par l'utilisateur, nous suivons l'un des deux algorithmes ci-dessous.

### 4.4.1 Construction du profil expert

L'expert est l'utilisateur qui est intéressé à construire un profil colorimétrique détaillé et qui est sensé répondre à un questionnaire  $\mathcal{R}$ . Donc il est capable de décrire sa perception et il est sûr de ses réponses.

La perception de la couleur se définit sur trois dimensions qui sont la teinte, la

luminance et la saturation. Chacune de ces dimensions se décompose en plusieurs granules. Les granules de la dimension teinte sont : rouge, orange jaune, vert, cyan, bleu, magenta, violet, rose. Les granules de la dimension luminance sont : lugubre, appuyé, blafard. Les granules de la dimension saturation sont : terne, moyennement saturé, saturé.

Pour chaque dimension  $d$ , l'expert doit répondre à toutes les questions pour définir les sous-ensembles flous associés aux granules de la dimension. L'utilisateur définit le noyau de la fonction d'appartenance floue qui est représentée par le sous-ensemble flou. Cela se répète pour tous les granules de la dimension teinte et tous les granules de la dimension luminance et de la dimension saturation.

### Modélisation de la dimension teinte

La teinte est l'aspect le plus important de la couleur et parfois la couleur peut être exprimée uniquement par sa teinte ; c'est le cas quand on parle de la couleur sans utiliser les qualificatifs, par exemple on dit seulement rouge sans définir si c'est le rouge vif, clair, etc.

On reprend l'ensemble  $G_t$  de la Figure 4.16 qui se transforme en  $\mathcal{M} = \{21, 43, 85, 128, 170, 191, 213, 234, 255\}$ . Chaque valeur  $m$  dans l'ensemble  $\mathcal{M}$  correspond à une teinte dans  $G_t$ . Pour chaque couleur  $i$ , nous dénotons son précédent par  $i-1$  et son successif par  $i+1$  ; également chaque couleur  $i$  est définie par une valeur  $m_i$  dans l'ensemble  $\mathcal{M}$ .

- La luminance et la saturation sont fixées et on montre pour chaque couleur  $i$ , une image exemplaire des déviations comprenant les couleurs  $i-1, i, i+1$ .
- L'utilisateur clique sur deux points  $a_i$  et  $b_i$  où il considère que c'est la teinte pure. Ces points sont le noyau de la fonction d'appartenance floue ( $\alpha_i < a_i$  et  $\beta_i > b_i$ ).
- Validation des cohérences des réponses

Mise à jour de l'ensemble  $\mathcal{M}$  avec  $m_i = moyenne(a_i, b_i)$

$\beta_{i-1}$  de la couleur précédente est égale à  $a_i$  et  $\alpha_{i+1} = b_i$ , pour s'assurer de l'intersection entre les couleurs adjacentes.

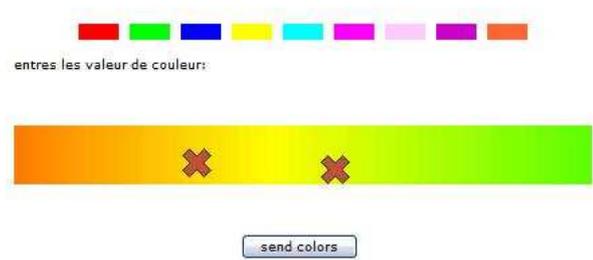


FIGURE 4.22 – Choix de la zone jaune selon la perception de l'utilisateur

Si l'utilisateur choisit un seul point pour indiquer la couleur, la procédure sera plus simplifiée et on aura une fonction triangulaire d'appartenance floue  $a_i = b_i$ .

### Modélisation des dimensions luminance et saturation

- Afin de définir la dimension saturation, l'utilisateur doit employer des termes linguistiques comme sombre, lourd et pâle pour décrire les zones dans une image exemple. Ainsi nous obtenons cinq zones : noir, sombre, lourd, pâle et blanc suivant les indications du schéma 4.23.
- Également pour la simplification de l'algorithme, l'utilisateur peut seulement choisir la zone fortement colorée tandis que la zone sombre est placée à  $c - 45$  et la zone pâle est placée à  $245 - d$ , cf. Figure 4.24.

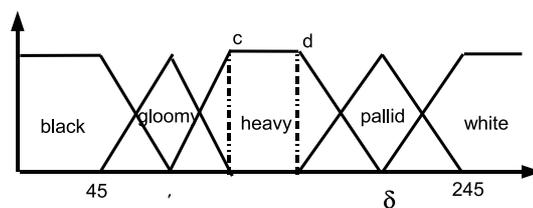


FIGURE 4.23 – Luminance décomposée en 5 granules

- La saturation maximum de n'importe quelle couleur dans l'espace de HLS a une valeur de 255. L'utilisateur doit employer également des termes linguistiques comme dans la modélisation de la luminance ; ces limites sont mates, modérées et saturées. Figure 4.25 décrit les trois zones de la saturation.

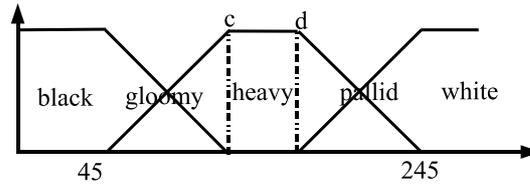


FIGURE 4.24 – Luminance décomposée en 3 granules

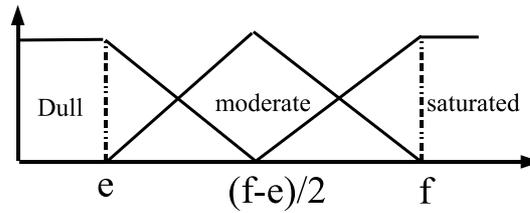


FIGURE 4.25 – Saturation décomposée en 3 granules

La zone avant  $e$  est considérée grise et celle entre  $e$  et  $f$  est légèrement saturée enfin la zone après  $f$  et jusqu'à 255 est fortement saturée.

- Par la combinaison des qualificatifs de luminance et des qualificatifs de saturation l'ensemble  $G_q$  sera reconstruit pour l'utilisateur.

#### 4.4.2 Construction du profil de l'utilisateur simple

L'utilisateur choisit de modéliser sa perception en imitant un profil déjà configuré. Afin de réaliser cette tâche, l'utilisateur doit comparer les différents profils existants.

La figure 4.26 montre un exemple de 4 ensembles d'images selon 4 profils d'experts. Nous voyons que selon l'expert 1 nous avons une seule image reflétant sa perception de la couleur bleue ; l'expert 2 et l'expert 3 ont la même perception de la couleur bleue tandis que l'expert 4 a une perception totalement différente. Dans chaque ensemble, les images sont choisies par rapport à leur couleur dominante. Ces ensembles doivent être montrés sur le même écran. Les effets de la luminance, éclat, contraste, qualité de lumière, l'état mental, émotionnel et physique de l'uti-

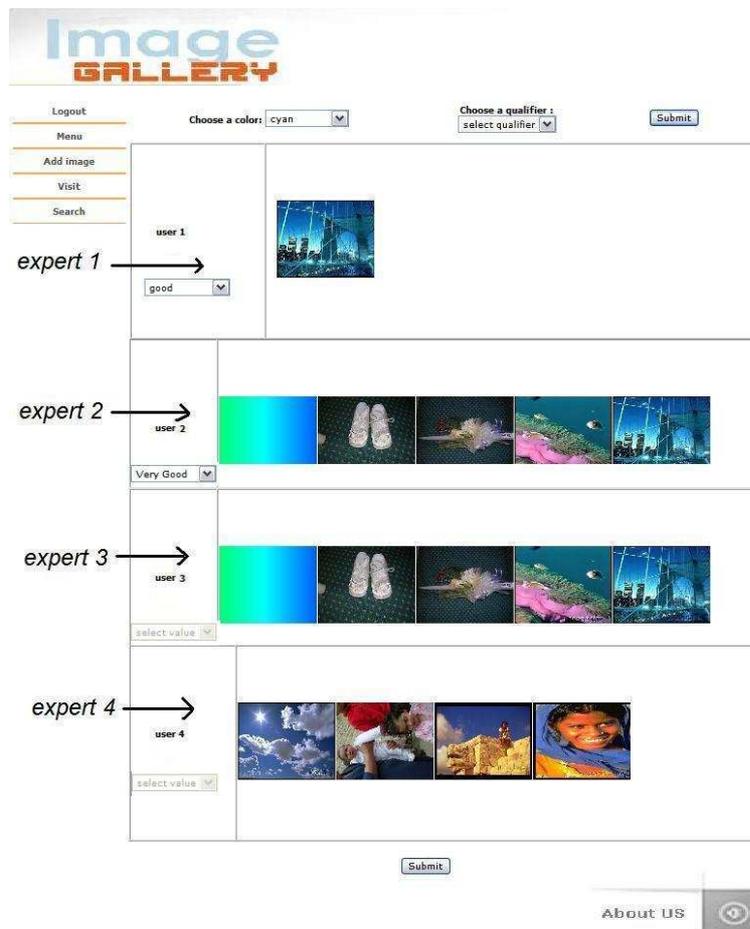


FIGURE 4.26 – Sélection des deux ensembles ayant les plus grands taux de satisfaction

utilisateur, sont ignorés et négligés puisque les images sont montrées et évaluées au même moment. L'utilisateur doit comparer et décider quel expert est proche de sa perception et quel est son taux de satisfaction.

Reprenons la figure 4.26 qui montre un exemple de 4 ensembles d'images selon 4 profils d'experts. L'utilisateur formule des commentaires sur chaque ensemble. Ces commentaires sont considérés comme g-precision comme expliqué dans [38].

Dans la Figure 4.27, on constate que l'utilisateur sera plus satisfait si le bleu se déplace plus à droite. Donc, l'agrégation doit donner des valeurs qui sont plus à droite que l'expert 2. Si de même, la fonction représentant l'expert 2 est inclus dans

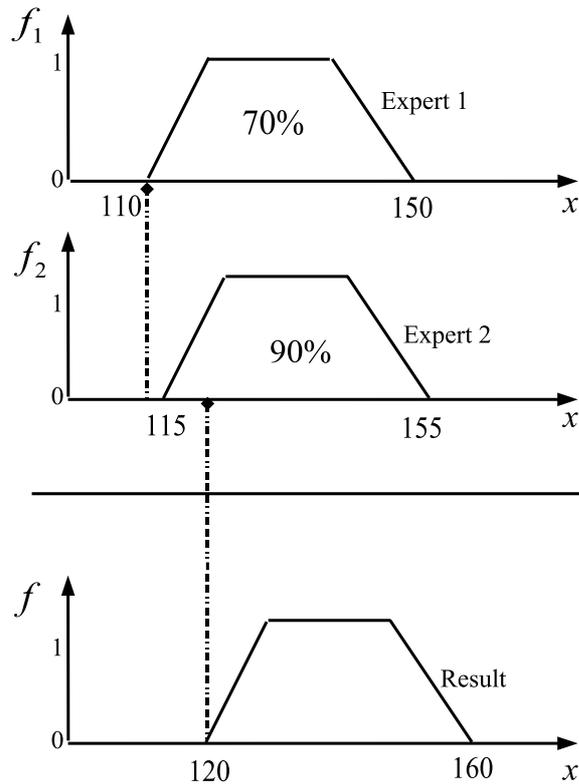


FIGURE 4.27 – Résultat d'agrégation attendu

celle représentant l'expert 2, et l'utilisateur est plus satisfait avec l'expert 1, donc on attend que le résultat soit l'union des 2 experts (cf. Fig. 4.28). Si l'utilisateur est plus d'accord avec l'expert 2 donc on attend comme résultat l'intersection des 2 fonctions.

L'utilisateur va choisir 2 ensembles d'images qu'il considère proches à sa perception. Puisque la perception est très subjective on n'attend pas dans les plupart des cas que l'utilisateur coïncide sa perception totalement avec celle des profils des experts. Donc l'utilisateur va donner un commentaire pour les groupes d'images qui sont proches de sa perception. L'utilisation des termes linguistiques est plus facile mais moins précise. On peut se limiter à l'utilisation des 5 termes linguistiques repartis sur l'intervalle de 0 à 1. Par exemple : très faible (0 à 20%), faible (20 à 40%), moyen(40 à 60%), bien(60 à 80%), très bien(80 à 100%). Il se peut aussi utiliser les pourcentages (de 0 à 100%). On peut démontrer facilement que le

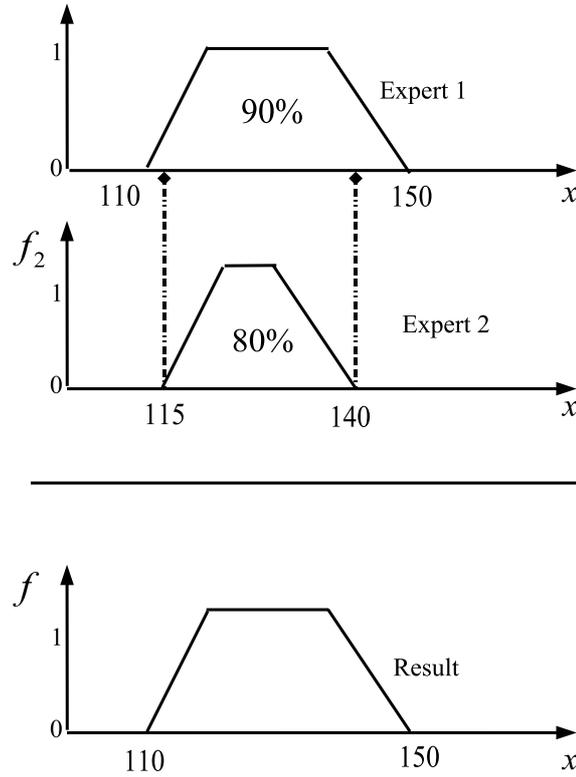


FIGURE 4.28 – Résultat d'agrégation attendu (Union des experts 1 et 2)

commentaire contenant une information négative n'est pas très utile lors du processus de construction du profil. Quand on sait que l'utilisateur n'est pas d'accord avec l'expert 1 et aussi n'est pas d'accord avec l'expert 2, on ne peut pas déduire avec quel expert il va être d'accord. Dans ce cas, l'information acquise ne permet pas de modéliser la perception de l'utilisateur. Il faut au moins qu'il ait un accord satisfaisant avec un expert.

Soit  $G_t$  de nouveau l'ensemble des 9 couleurs fondamentales :

$$G_t = \{rouge, orange, jaune, vert, cyan, bleu, pourpre, magenta, rose\}$$

Pour chaque utilisateur  $u_k$  les fonctions d'appartenance à chaque teinte  $t_j$  sont définis comme suit :

$$f_{t_j}^{u_k}(h) \quad \forall t_j \in G_t$$

La modélisation de la perception de l'utilisateur  $u_k$  pour une teinte  $t_j$  sera décrite

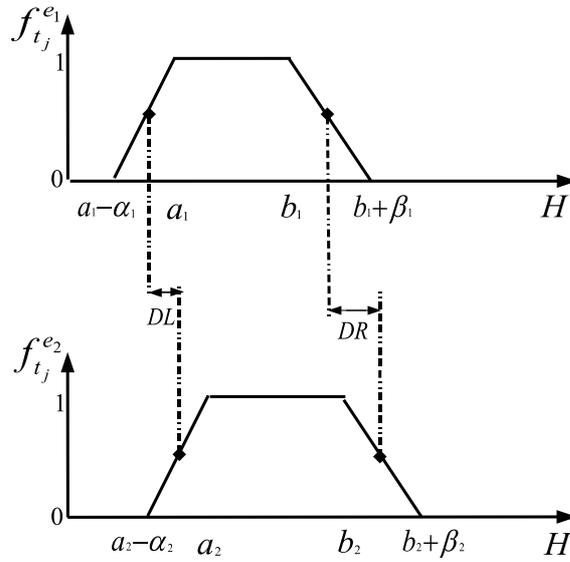


FIGURE 4.29 – Représentation de la teinte par rapport à 2 experts

comme suit :

**Définition 11** Soit l'expert  $e_i \in \mathcal{E}$  l'ensemble de tous les experts.

**Définition 12** Soient  $\mathcal{S}_{e_i}^{t_j}$  l'ensemble des images de teinte dominante  $t_j$  correspondant à la perception de l'expert  $e_i$

L'utilisateur sélectionne les deux meilleurs experts avec un taux de satisfaction pour chacun.

**Définition 13** Soit  $w_{i,j}^k$  le taux de satisfaction de l'utilisateur  $u_k$  pour les images associées à la perception de l'expert  $e_i$  pour la teinte  $t_j$ .

L'utilisateur choisit deux experts et donne leur taux de satisfaction.

On a donc  $w_{1,j}^k$  et  $w_{2,j}^k$  avec  $w_{1,j}^k \geq w_{2,j}^k$

Le sous ensemble flou défini par l'expert  $e_1$  pour la teinte  $t_j$  est donné par la fonction  $f_{t_j}^{e_1}$  et le sous ensemble flou défini par l'expert  $e_2$  pour la teinte  $t_j$  est donné par la fonction  $f_{t_j}^{e_2}$ .

$f_{t_j}^{e1}$  est défini par le quadruplet  $(a_{1,j}, b_{1,j}, \alpha_{1,j}, \beta_{1,j})$ . et

$f_{t_j}^{e2}$  est défini par le quadruplet  $(a_{2,j}, b_{2,j}, \alpha_{2,j}, \beta_{2,j})$ .

On agrège les deux fonctions en utilisant le type d'agrégation défini dans 4.2.3.

### 4.4.3 Procédure globale de questionnement de l'utilisateur

$U_k$

Les sous-ensembles flous des différentes couleurs sont adjacents, alors la modification d'une teinte va avoir une influence sur les teintes adjacentes. Pour avoir un système cohérent, les sous ensembles flous représentant deux teintes adjacentes ne doivent pas être disjoints (L'intersection est différent de l'ensemble vide). Toutefois, les noyaux de ces sous-ensembles flous doivent être indépendants, car un pixel ne peut pas être associé d'une façon certaine à deux différentes teintes simultanément.

Un autre point intéressant qui caractérise la cohérence du système c'est l'accentuation des variations.

La modélisation d'une teinte  $t_1$  peut provoquer une variation de la teinte adjacente  $t_2$  vers un sens donné. La modélisation de la teinte  $t_2$  ne doit pas varier la fonction de  $t_2$  dans le sens contraire et la faire retourner vers  $t_1$ .

1. Par défaut l'utilisateur aura le profil standard.
2. Une modification sur une teinte déclenche des modifications sur les teintes adjacentes.
3. Une fois la teinte modifiée, seule l'accentuation de cette modification est permis. Cela pour éviter des circuits infinis.

La procédure globale de la construction du profil est défini par les points suivants :

1. Initialisation :

$$- f_{t_j}^{u_k} = f_{t_j}^{standard}(h), \quad \forall t_j \in G_t$$

$$- \delta l_j = \delta r_j = 0, \quad \forall t_j \in G_t$$

2. Choix d'une teinte  $t_j / t_j \in G_t$
3.  $G_t = G_t - t_j$
4. Présentation des  $\mathcal{S}_{e_i}^{t_j}$  avec  $\mathcal{S}_{e_i}^{t_j}$  l'ensemble des images de teinte dominante  $t_j$  correspondant à la perception de l'expert  $e_i$
5. Sélection des deux meilleurs experts et détermination des taux de satisfaction  $w_{i,j}^k$

6. Calcul des  $\delta$  :

$$\begin{cases} \delta l_j = \text{Max}(\delta l_j^*, a_{j-1} - b_{j-1}) \\ \delta r_j = \text{Min}(\delta r_j^*, b_{j+1} - a_{j+1}) \end{cases} \quad \text{et} \quad \delta l_j + a_j \leq \delta r_j + b_j$$

$$\Rightarrow \begin{cases} \delta l_j = \text{Min}(\delta r_j^* + b_j - a_j, \text{Max}(\delta l_j^*, a_{j-1} - b_{j-1})) \\ \delta r_j = \text{Max}(\delta l_j^* + a_j - b_j, \text{Min}(\delta r_j^*, b_{j+1} - a_{j+1})) \end{cases}$$

7. Calcul de  $f_{t_j}^{u_k}(h) = f_{m_L(t_j)}^{e_1}(h) \mathcal{OP} f_{m_R(t_j)}^{e_1}(h)$

8. Modification de  $f_{t_{j-1}}^{u_k}$  et de  $f_{t_{j+1}}^{u_k}$  :

$$\begin{cases} \delta l_{j-1} = 0 \\ \delta r_{j-1} = \delta l_j \end{cases} \quad \begin{cases} \delta l_{j+1} = \delta r_j \\ \delta r_{j+1} = 0 \end{cases}$$

$$\Rightarrow \begin{cases} f_{t_{j-1}}^{u_k}(h) = f_{m_L(t_{j-1})}^{u_k}(h) \mathcal{OP} f_{m_R(t_{j-1})}^{u_k}(h) \\ f_{t_{j+1}}^{u_k}(h) = f_{m_L(t_{j+1})}^{u_k}(h) \mathcal{OP} f_{m_R(t_{j+1})}^{u_k}(h) \end{cases}$$

9. Feedback

- Présentation des  $\mathcal{S}_0^{t_j}$  avec  $\mathcal{S}_0^{t_j}$  l'ensemble des images de teinte dominante  $t_j$  correspondant à la perception de l'utilisateur  $u_k$  ( $f_{t_j}^{u_k}(h)$ ).

- Détermination du taux de satisfaction de l'utilisateur pour cet ensemble d'images :  $w_{0,j}^{u_k}$
- Si  $w_{0,j}^{u_k} > w_{1,j}^{u_k}$  cela indique qu'une nouvelle translation dans la même direction va faire le degré de satisfaction plus proche à 100%, donc on retourne au pas 6 avec :

$$\left\{ \begin{array}{l} f_{t_j}^{e_2} = f_{t_j}^{e_1} \quad \text{et} \quad w_{2,j}^{u_k} = w_{1,j}^{u_k} \\ f_{t_j}^{e_1} = f_{t_j}^{u_k} \quad \text{et} \quad w_{1,j}^{u_k} = w_{0,j}^{u_k} \end{array} \right.$$

- Si  $w_{0,j}^{u_k} < w_{1,j}^{u_k}$  cela indique qu'une nouvelle translation dans le sens contraire va faire le degré de satisfaction plus proche à 100%, donc on retourne au pas 7 avec :

$$f_{t_j}^{e_1} = f_{t_j}^{u_k} \quad \text{et} \quad \left\{ \begin{array}{l} \delta l_j = -\delta l_j \times \frac{100 - w_{0,j}^{u_k}}{(100 - w_{0,j}^{u_k}) + (100 - w_{1,j}^{u_k})} \\ \delta r_j = -\delta r_j \times \frac{100 - w_{0,j}^{u_k}}{(100 - w_{0,j}^{u_k}) + (100 - w_{1,j}^{u_k})} \end{array} \right.$$

10. Retour au Pas 1

## 4.5 Conclusion

Établir un profil d'utilisateur basé sur la perception de l'utilisateur était l'objectif principale de ce chapitre. Les utilisateurs sont divisés en deux groupes ; les utilisateurs experts qui veulent obtenir un profil adapté à 100% à leur perception et cela exige qu'ils entrent dans des détails, tandis que les autres utilisateurs préfèrent construire rapidement leur profil. Une nouvelle procédure d'agrégation est définie et qui aide à la modélisation. On a pris comme cas d'étude le cas de la couleur. On a défini une modélisation de la représentation floue des couleurs qui sera utilisée dans les deux démarches constructive et descriptive pour construire le profil d'utilisateur.

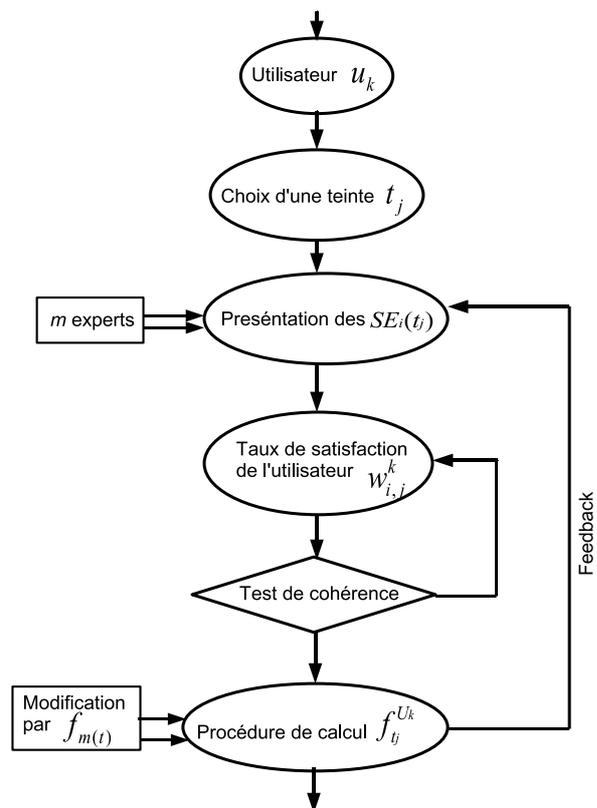


FIGURE 4.30 – Diagramme de la procédure globale.

# Utilisation des profils pour la classification d'images

## *Résumé :*

*Nous présentons, dans ce chapitre, une démarche permettant d'exploiter les profils construits pour adapter les résultats de la classification d'images selon la perception d'un utilisateur. Afin de simplifier le processus de traitement des images, nous proposons une démarche permettant de construire le profil d'une image selon la perception d'un utilisateur en utilisant le profil standard de l'image et le profil représentant la perception de l'utilisateur. Dans cette démarche nous utilisons une nouvelle définition de la comparabilité et de la compatibilité de deux sous-ensembles flous.*

## Sommaire

---

<b>5.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>110</b>
<b>5.2</b>	<b>Classification</b>	<b>111</b>
<b>5.3</b>	<b>Comparabilité et Compatibilité des sous-ensembles flous</b>	<b>116</b>
<b>5.4</b>	<b>Application des indices de comparabilité et com- patibilité pour la couleur</b>	<b>122</b>
5.4.1	Comparabilité et compatibilité de la teinte	123

5.4.2	Comparabilité et compatibilité des qualificatifs . . .	125
<b>5.5</b>	<b>Implémentation informatique . . . . .</b>	<b>126</b>
5.5.1	Base de données . . . . .	126
5.5.2	Profils . . . . .	126
5.5.3	Traitement des images . . . . .	130
<b>5.6</b>	<b>Conclusion . . . . .</b>	<b>132</b>

---

## 5.1 Introduction

La modélisation de la perception de l'utilisateur permet de classer les objets selon sa perception. Donc, on aura une classification des objets subjective et directement liée à la perception de l'utilisateur.

Les requêtes posées par l'utilisateur peuvent être considérées comme des classes. Quand l'utilisateur formule une requête, les objets qui constituent la réponse à cette requête appartiennent à la même classe. Donc le fait de répondre à une requête revient à classer les objets selon cette requête.

Par exemple, si la requête de l'utilisateur est à propos des images rouges, la réponse ou le résultat de cette requête sont les images classées "rouges" donc qui appartiennent à la classe rouge.

Dans le cas d'une classification objective le fait d'exploiter les objets selon leurs classes ne pose aucun problème puisque la perception de l'utilisateur n'est pas liée aux classes. Mais dans le cas d'une classification subjective l'exploitation et les requêtes doivent prendre en considération la perception de l'utilisateur. Les objets qui sont classés selon une perception quelconque doivent être traités selon la perception de l'utilisateur pour que ce dernier soit satisfait des réponses à ses requêtes. Une solution primitive consiste à classer de nouveau tous les objets de la base de données selon la perception de l'utilisateur avant qu'il puisse exploiter les objets et poser ses requêtes. Cette solution semble parfois être irréalisable puisque la traitement des objets qui aboutit à la classification est souvent une procédure

complexe et de longue durée.

Dans ce chapitre, on propose une méthode qui sert à classer les objets automatiquement en se basant sur leurs classes initiales et sur la perception de l'utilisateur.

## 5.2 Classification

Notre monde est dominé par l'information visuelle et une quantité importante d'une telle information est ajoutée chaque jour. Il serait impossible de faire face à cette explosion des données visuelles, à moins qu'elles soient organisées telles que nous puissions les rechercher d'une manière décisive et efficace. Le problème principal en organisant et en contrôlant les données visuelles est l'index ou autrement dit l'attribution d'un descripteur synthétique qui facilite la récupération.

La couleur est une sélection importante pour les systèmes de récupération d'images basés sur le contenu (CBIR). L'image est constituée de plusieurs couleurs et chaque couleur est représentée par un taux d'appartenance dans le profil colorimétrique de l'image. Par exemple, pour une image donnée on peut dire que le taux de bleu est de 20%, celui du vert est de 15%, etc. La couleur dominante d'une image est la couleur à laquelle appartient le plus grand nombre de pixels qui forment l'image, donc elle a le taux d'appartenance le plus élevé et il faut que ce taux dépasse un seuil donné. Si une image est constituée de plusieurs couleurs et qu'aucune couleur n'est assez remarquable, on ne peut pas aboutir à une couleur dominante pour cette image. Donc le facteur du seuil est important pour identifier la couleur dominante. La classification des images selon leur couleur dominante rend leur récupération plus facile.

La perception étant définie sur plusieurs dimensions, et chaque dimension est décomposée en plusieurs granules. Le profil de l'utilisateur qui décrit sa perception est un ensemble de sous-ensembles flous. On reprend les définitions du chapitre précédent

– Soit  $O$  l'ensemble de tous les objets  $o$ .

- Soit  $G$  l'ensemble de tous les granules  $g$  appartenant à toutes les dimensions de la perception.
- Chaque granule  $g$  est représenté par un sous-ensemble flou.
- Le profil standard est décrit par des sous-ensembles flous qui représentent les granules  $g$ .
- Le profil de l'utilisateur  $u$  est décrit par des sous-ensembles flous qui représentent les granules  $g_u$ . Les granules  $g_u$  sont les granules  $g$  mais selon la perception de l'utilisateur  $u$  et donc sont représentés par des sous-ensembles flous différents de ceux des granules  $g$ .

Le traitement et la classification de tous les objets  $o$  de l'ensemble  $O$  sont faits en se basant sur les sous-ensembles flous qui correspondent aux granules standard  $g$ . Donc un sous-ensemble  $S_g$  de  $O$  associé à un granule  $g \in G$  est classifié selon le degré d'appartenance au sous-ensemble flou représentant le granule  $g$  du profil standard.

On reprend l'ensemble  $G_t$  de tous les granules appartenant à la dimension teinte, comme indiqué dans le chapitre précédent. Les images sont classées selon les granules  $g_t$  représentés par leur sous-ensembles flous standards.

Le degré d'appartenance d'une image  $I$  à un certain granule est défini comme suit : Soit  $I$  une image et  $\mathcal{P}$  l'ensemble représentant tous les pixels de  $I$ . Chaque élément  $p$  de l'ensemble  $\mathcal{P}$  est défini par les coordonnées de sa couleur  $(h_p, l_p, s_p)$  avec  $h_p$  la teinte du pixel  $p$ ,  $l_p$  sa luminosité et  $s_p$  sa saturation. Un pixel peut être associé à plusieurs teintes selon ses valeurs  $h_p, l_p, s_p$  par exemple un pixel peut être considéré à 70% rouge et à 30% orange. On peut calculer les fonctions  $f_t(h_p), \tilde{f}_q(l_p, s_p)$  pour  $t \in G_t$  et  $q \in G_q$ .

Par exemple, pour avoir le degré d'appartenance de l'image à la teinte rouge il faut trouver le degré d'appartenance de chaque pixel de l'image à la teinte rouge. On calcule  $f_{rouge}$  au niveau de chaque pixel puis on ajoute toutes les valeurs et on divise par le nombre de pixels. Chaque teinte est caractérisée par les 9 qualificatifs de l'ensemble  $G_q$ . Après avoir calculé le degré d'appartenance à la teinte on peut

calculer le degré d'appartenance de l'image à chacune des 9 sous-teintes selon les qualificatifs. Par exemple, pour le rouge on aura le rouge sombre, le rouge vif, etc.

Un pixel appartenant au granule *rouge* peut donner 9 valeurs pour le rouge.

Soient  $F_t$  et  $\tilde{F}_{t,q}$  les fonctions générales, représentant le degré d'appartenance de l'image  $I$  aux granules  $t$  et  $q$  :

$$\forall t \in G_t, F_t(I) = \frac{\sum_{p \in \mathcal{P}} f_t(h_p)}{|\mathcal{P}|}$$

$$\forall (t, q) \in G_t \times G_q, \quad \tilde{F}_{t,q}(I) = \frac{\sum_{p \in \mathcal{P}} \tilde{f}_q(l_p, s_p) \times g_t(h_p)}{|\mathcal{P}|}$$

avec  $g_t(h_p) = \begin{cases} 1 & \text{if } f_t(h_p) \neq 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$

L'utilisation de  $g_t(h_p)$  permet d'assurer que le qualificatif ne soit assigné que lorsque la teinte en relation est positive. Normalement, une image ne peut être "rouge sombre" si elle n'est pas d'abord "rouge".

**Exemple 1** Pour simplifier, considérons uniquement 2 pixels  $p_0$  et  $p_1$ .

$$p_0 : \begin{cases} h_{p_0} = 178 \\ l_{p_0} = 50 \\ s_{p_0} = 100 \end{cases}, \quad p_1 : \begin{cases} h_{p_1} = 173 \\ l_{p_1} = 255 \\ s_{p_1} = 128 \end{cases}$$

$$\begin{aligned} - f_{bleu}(h_{p_0}) &= f_{bleu}(178) = 0.9 \\ \tilde{f}_{sombre}(l_{p_0}, s_{p_0}) &= \tilde{f}_{sombre}(50, 100) = 0.34 \\ - f_{bleu}(h_{p_1}) &= 1, \quad \tilde{f}_{sombre}(l_{p_1}, s_{p_1}) = 0 \end{aligned}$$

Donc, pour la classe "bleu" la valeur sera :

$$F_{bleu}(I) = \frac{f_{bleu}(h_{p_0}) + f_{bleu}(h_{p_1})}{2} = 0.95$$

De même, pour la classe "sombre" de "bleu", la valeur sera :

$$\frac{\tilde{f}_{sombre}(l_{p_0}, s_{p_0}) \times 1 + \tilde{f}_{sombre}(l_{p_1}, s_{p_1}) \times 1}{2}$$

$$\tilde{F}_{bleu,sombre}(I) = 0.17$$

Chaque image est définie par un profil de 96 éléments ( $|G_t| + |G_t \times G_q| + |noir, gris, blanc| +$

$|gray \times sombre, moyen, clair| = 9 + 81 + 3 + 3$ ). Le profil de l'image peut être représenté comme suit :

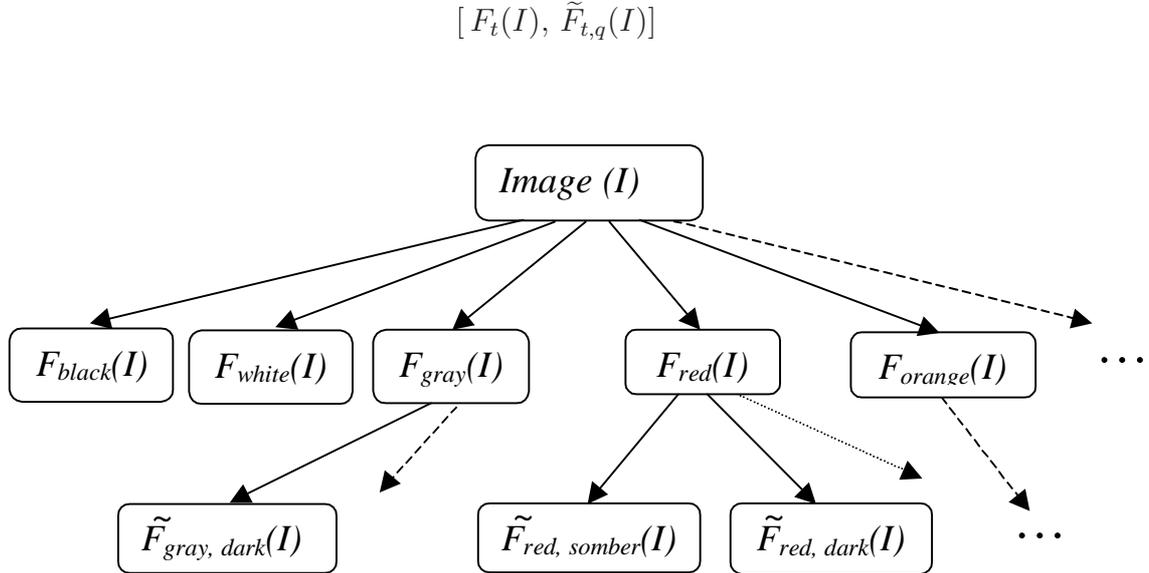


FIGURE 5.1 – Profil représentant une image

Une image peut être assignée à plusieurs classes. Il y a 96 granules, 12 principales :  $t \in G_t \cup \{noir, blanc, gris\}$ , et 84 granules qui correspondent à un affinement de la recherche  $\tilde{g}_{t,q}$  avec  $(t, q) \in G_t \times G_q \cup \{gris\} \times \{sombre, moyen, clair\}$ .

Comme présenté dans la figure 5.1 les granules peuvent être définies par un arbre avec une notion de père-fils, les granules  $g_t$  avec  $t \in G_t$  peuvent être considérées comme des classes pères et les granules  $\tilde{g}_{t,q}$  avec  $(t, q) \in G_t \times G_q$  en tant que leurs classes fils. Par exemple la classe père de la classe  $\tilde{g}_{red, somber}$  est la classe  $g_{red}$ .

Notons que :

- $F^*(I) = \max_{t \in G_t}(F_t(I))$
- $\tilde{F}_t^*(I) = \max_{q \in G_q}(\tilde{F}_{t,q}(I)) \forall t \in G_t$ , et pour  $t = gris$ ,  $q \in \{sombre, moyen, clair\}$

Une image  $I$  sera affectée aux :

- Granules  $g_t$  si  $F_t(I) \geq F^*(I) - \lambda$ ,  $\forall t \in G_t \cup \{noir, blanc, gris\}$  avec  $\lambda$  un seuil de tolérance.

- 
- Granules  $\tilde{g}_{t,q}$  si  $F_t(I) \geq F^*(I) - \lambda$  et  $\tilde{F}_{t,q}(I) \geq \tilde{F}_t^*(I) - \lambda, \forall (t, q) \in G_t \times G_q \cup \{gris\} \times \{sombre, moyen, clair\}$ .

Une image peut être affectée à plusieurs classes, et elle peut être affectée à une sous-classe uniquement si elle est également affectée à la classe père correspondante. Par exemple, une image ne peut pas être affectée à la classe "rouge, lumineux" ( $\tilde{g}_{rouge,lumineux}$ ) si elle n'est pas affectée à la classe "rouge" ( $g_{rouge}$ ).

On note  $S_g^u$  l'ensemble des objets  $o \in O$  associé à un granule  $g \in G$  selon la perception de l'utilisateur  $u$ . Cet ensemble se diffère d'un utilisateur à un autre puisque la perception varie et le sous-ensemble flou associé au granule varie. Le problème qui se pose c'est de classifier les objets associés à un granule  $g$  sans répéter la procédure de traitement et classification, mais seulement par comparaison et par calcul des sous-ensembles flous qui représentent les granules  $g_u$  du profil de l'utilisateur en fonction des sous-ensembles flous qui représentent les granules  $g$  du profil standard.

Le problème est semblable au problème de la variation de système des coordonnées. Par exemple, si nous avons l'équation d'une droite  $L$  dans un système 3D ( $Oxyz$ ), quand le système change en ( $Ox'y'z'$ ), l'équation de la droite variera en conséquence. Ainsi, pour une image  $I$ , nous recalculerons son profil colorimétrique dans un nouveau système de dimension  $n$ . Le nouveau système est défini selon la perception de chaque utilisateur.

Le fait d'exprimer un granule  $g_u$  en fonction des granules standard  $g$  revient à comparer et à calculer le rapport qui existe entre leurs sous-ensembles flous, donc entre les fonctions d'appartenance. Les notions qui permettent de comparer les différents sous-ensembles flous et de les exprimer en fonction des sous-ensembles flous standards sont les notions de comparabilité et compatibilité.

## 5.3 Comparabilité et Compatibilité des sous-ensembles flous

Deux sous-ensembles flous sont dits comparables s'ils sont assez proches l'un de l'autre. Si les sous-ensembles sont totalement différents ils sont considérés non-comparables. Le degré de comparabilité entre les 2 sous-ensembles s'étend de 0 (trop lointain ou indépendant) jusqu'à 1 (identique). La fonction d'appartenance floue est définie par un schéma trapézoïdal et par le quadruplet  $(a, b, c, d)$ . Soit  $F(X)$  l'ensemble de tous les sous-ensembles flous de  $X$  (ensemble de référence). Soient  $A$  et  $B$  deux sous-ensembles flous appartenant à  $F(X)$ . La fonction d'appartenance de tout  $x \in X$  est notée par  $f(x)$ .

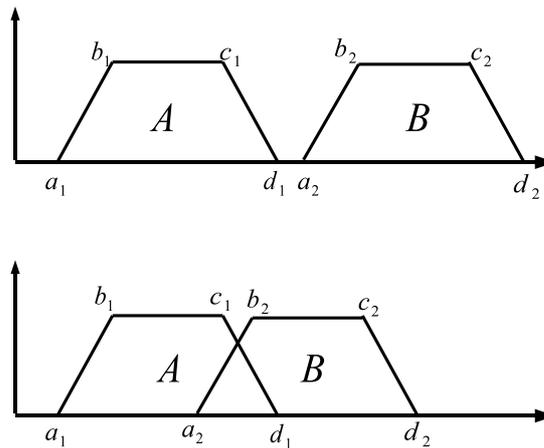


FIGURE 5.2 – Exemples de deux sous-ensembles non comparables et comparables (selon Truck [100])

**Définition 14** :[100]

Soit  $\gamma(A, B) = \max(f_A(b_2), f_A(c_2), f_B(b_1), f_B(c_1))$  le degré de comparabilité entre deux sous-ensembles

Les propriétés du degré de comparabilité sont :

Positivité :  $\forall A$  et  $B \in F(X), \gamma(A, B) \geq 0$

Réflexivité :  $\forall A \in F(X), \gamma(A, A) = 1$

Exclusivité :  $\forall A \in F(X), \gamma(A, \bar{A}) = 0$

Symétrie :  $\forall A \text{ et } B \in F(X), \gamma(A, B) = \gamma(B, A)$

On peut remarquer que si les noyaux se touchent le degré de comparabilité est égale à 1 et si l'intersection du noyau d'un sous-ensemble avec le support de l'autre est l'ensemble vide, la comparabilité vaut 0. Donc :

–  $\forall A \text{ et } B \in F(X), \text{Noyau}(A) \cap \text{Noyau}(B) \neq \emptyset \Leftrightarrow \gamma(A, B) = 1$

–  $\forall A \text{ et } B \in F(X), \text{Noyau}(A) \cap \text{Support}(B) = \emptyset \Leftrightarrow \gamma(A, B) = 0$

La compatibilité est définie par Truck [100] comme la moyenne des forces d'attraction entre les huit sommets des deux sous-ensembles flous :

**Définition 15 :**

Soit  $\mu$  la force d'attraction entre  $B$  et une borne  $x \in A$ , alors on écrit :

$$\mu(x, A, B) = \begin{cases} f_B(x) & \text{si } x \in \text{Noyau}(A) \\ 1 - f_B(x) & \text{sinon} \end{cases}$$

Pour mesurer la compatibilité entre les sous-ensembles  $A$  et  $B$ , on calcule les huit forces d'attraction  $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_8$ , :

$$\mu_1 = \mu(a_1, A, B)$$

$$\mu_2 = \mu(b_1, A, B)$$

$$\mu_3 = \mu(c_1, A, B)$$

$$\mu_4 = \mu(d_1, A, B)$$

$$\mu_5 = \mu(a_2, B, A)$$

$$\mu_6 = \mu(b_2, B, A)$$

$$\mu_7 = \mu(c_2, B, A)$$

$$\mu_8 = \mu(d_2, B, A)$$

La compatibilité sera :  $\Phi(A, B) = \frac{1}{8} \sum_{i=1}^8 \mu_i$

Les propriétés de l'indice de compatibilité sont :

Positivité :  $\forall A \text{ et } B \in F(X), \Phi(A, B) \geq 0$

Réflexivité :  $\forall A \in F(X), \Phi(A, A) = 1$

Symétrie :  $\forall A \text{ et } B \in F(X), \Phi(A, B) = \Phi(B, A)$

Les granules  $g$  qui représentent une perception sont modélisés par des sous-ensembles flous. Selon notre modélisation, l'intersection entre les sous-ensembles adjacents est toujours différent de l'ensemble vide. Si on compare un sous-ensemble flou représentant  $g_u$  par rapport aux sous-ensembles représentant les granules  $g$ , on considère comparables seulement les sous-ensembles flous ayant une intersection plus grande que l'intersection qui existe entre les sous-ensembles initiaux. Donc, on a besoin de définir un nouveau degré de comparabilité et un nouveau degré de compatibilité.

Soient deux granules  $g_1$  et  $g_2$  représentés respectivement par deux sous-ensembles flous A  $(a_1, b_1, c_1, d_1)$  et B  $(a_2, b_2, c_2, d_2)$  (cf 5.7). Pour que les deux granules soient identiques et que le degré de comparabilité soit égal à 1, il faut que les points  $(a_1, b_1, c_1, d_1)$  et  $(a_2, b_2, c_2, d_2)$  coïncident. Aussi, pour que le degré de comparabilité soit positif, il faut que l'intersection des supports soit non vide

Voici la nouvelle définition du degré de comparabilité entre deux sous-ensembles flous, que nous proposons :

**Définition 16** : Soient  $A_1$  et  $A_2$  représentés par  $(a_1, b_1, c_1, d_1)$  et  $(a_2, b_2, c_2, d_2)$ .

Le degré de comparabilité entre ces deux sous-ensembles flous est défini comme suit :

$$\gamma(A_1, A_2) = \max\left[\frac{f_{A_1}(a_2) + f_{A_1}(b_2) + f_{A_2}(c_1) + f_{A_2}(d_1)}{4}, \frac{f_{A_1}(c_2) + f_{A_1}(d_2) + f_{A_2}(a_1) + f_{A_2}(b_1)}{4}\right]$$

Pour pouvoir calculer le degré de compatibilité d'un granule par rapport à un autre granule, il faut passer par le test de comparabilité. Si le résultat de la comparaison dépasse le seuil fixé, on peut continuer à calculer la compatibilité. Le seuil est fixé

à  $1/2$  pour assurer que l'intersection augmente par rapport aux sous-ensembles flous.

La figure Fig. 5.3 représente les sous-ensembles de 3 granules  $g_1, g_2, g_3$  selon la perception d'un expert. Le granule  $g_1$  selon un utilisateur est représenté par  $g'_1$  (Fig. 5.3 sous-ensemble flou en pointillé).

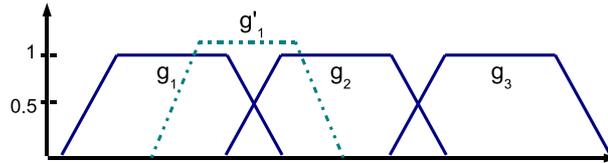


FIGURE 5.3 – Représentation d'un granule par rapport aux granules associés à un expert

L'intersection du trapèze représentant  $g'_1$  avec ceux qui représentent  $g_1, g_2, g_3$  est à la base du nouveau indice de compatibilité entre  $g'_1$  d'une part et les granules initiaux  $g_1, g_2, g_3$  d'autre part.

**Définition 17** : *Le degré de compatibilité entre deux sous-ensembles flous :*

$$\Phi(B, A) = \frac{\mathcal{S}_A \cap \mathcal{S}_B}{\mathcal{S}_A}$$

ou  $\mathcal{S}_A$  est la surface du trapèze initial  $A$  et  $\mathcal{S}_B$  est la surface du nouveau trapèze  $B$  qui est comparé à  $\mathcal{S}_A$

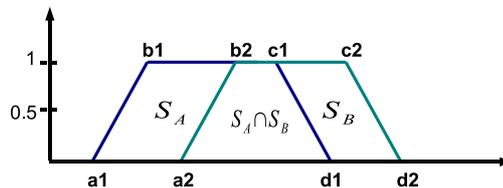


FIGURE 5.4 – Notion de compatibilité

Puisque nous traitons une fonction d'appartenance floue, l'ordonnée des points  $b$  et  $c$  est 1 et l'ordonnée de  $a$  et  $d$  est 0.

$$\mathcal{S}_A = \frac{b_1 - a_1}{2} + c_1 - b_1 + \frac{d_1 - c_1}{2}$$

$$\mathcal{S}_B = \frac{b_2 - a_2}{2} + c_2 - b_2 + \frac{d_2 - c_2}{2}$$

Il est évident que  $\Phi(B, A) \neq \Phi(A, B)$

On peut constater que B couvre la plus grande partie de A mais l'inverse n'est pas vrai, donc le degré de compatibilité de A par rapport à B est différent du degré de compatibilité de B par rapport à A. Si A représente une notion de perception, on peut dire que B représente la plupart de A mais A ne représente pas la plupart de B. Donc la propriété de symétrie n'est pas valable.

Tous les sous-ensembles qui sont assez proches du sous-ensemble A forment l'ensemble  $\Gamma(A)$ . On s'intéresse seulement aux sous-ensembles tel que l'intersection des supports dépasse un seuil fixé à 0,5.

On écrit :

$$B \in \Gamma(A) \text{ if } \gamma(A, B) \geq 1/2$$

Les sous-ensembles avec un degré de comparabilité plus grand que le seuil fixé sont choisis pour le calcul du degré de compatibilité.

$$\text{On reprend le degré de compatibilité } \Phi(B, A) = \frac{\mathcal{S}_A \cap \mathcal{S}_B}{\mathcal{S}_A}$$

ou  $\mathcal{S}_A$  est la surface du trapèze initial A et  $\mathcal{S}_B$  est la surface du nouveau trapèze B qui est comparé a  $\mathcal{S}_A$

Considérons un granule  $g_i$  représenté par les points  $a_1, b_1, c_1, d_1$ , un nouveau granule  $g_{i_{new}}$  représenté par les points  $a_2, b_2, c_2, d_2$ .

Nous avons six modèles possibles de compatibilité entre le  $g_i$  et  $g_{i_{new}}$  . Trois quand le  $g_{i_{new}}$  est à droite de  $g_i$  suivant les indications du schéma 5.5 et 3 quand le  $g_{i_{new}}$  est du côté gauche de  $g_i$  suivant les indications du schéma 5.6 . L'intersection des segments  $[a_1b_1]$  et  $[c_2d_2]$  est le point  $P$  et ses coordonnées sont  $x_p$  et  $y_p$ .

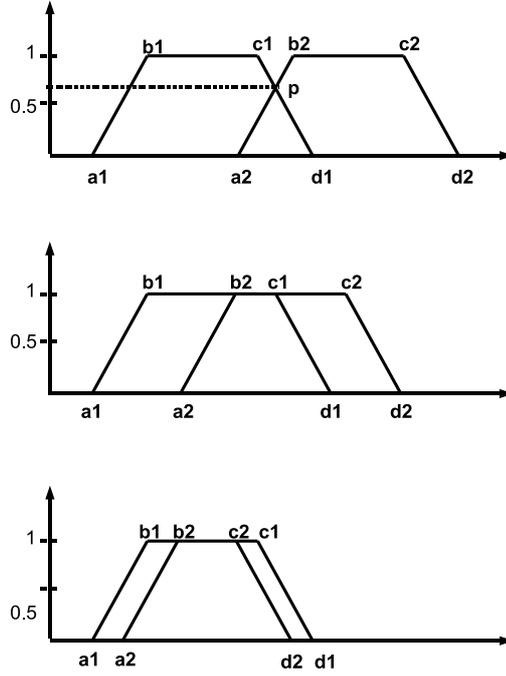


FIGURE 5.5 – Nouveau sous-ensemble à droite du sous-ensemble initial

$$\Phi(B, A) = \left\{ \begin{array}{ll} \frac{(x_p - a_2) \times y_p}{S_1} & b_1 \wedge c_1 < b_2 \\ \frac{(x_p - a_1) \times y_p}{S_1} & b_2 \wedge c_2 < b_1 \\ \frac{b_2 - a_2}{2} + c_1 - b_2 + \frac{d_1 - c_1}{2} & (b_1 < b_2) \\ & \wedge (b_2 < c_1 < c_2) \\ \frac{b_1 - a_1}{2} + c_2 - b_1 + \frac{d_2 - c_2}{2} & (b_2 < b_1) \\ & \wedge (b_1 < c_2 < c_1) \\ \frac{b_2 - a_2}{2} + c_2 - b_2 + \frac{d_2 - c_2}{2} & b_1 < b_2 < c_2 < c_1 \\ \frac{b_1 - a_1}{2} + c_1 - b_1 + \frac{d_1 - c_1}{2} & b_2 < b_1 < c_1 < c_2 \end{array} \right.$$

Les coordonnées de  $p$  sont :

$$x_p = \frac{d_i b_j - a_j c_i}{b_j - a_i + d_i - c_i}$$

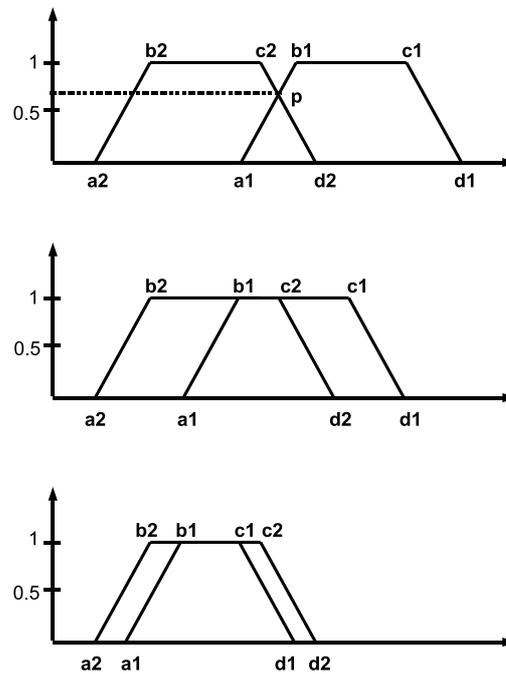


FIGURE 5.6 – Nouveau sous-ensemble à gauche du sous-ensemble initial

$$y_p = \frac{d_i - a_j}{b_j - a_i + d_i - c_i}$$

Selon les équations ci-dessus, le nouveau granule affecte au moins une fonction d'appartenance floue. Ainsi le nouveau profil de l'objet sera recalculé et les valeurs adjacentes du granule modifié varieront aussi. Le taux d'appartenance de l'objet au granule sera également modifié.

## 5.4 Application des indices de comparabilité et compatibilité pour la couleur

En utilisant la notion de la comparabilité avec des couleurs nous sommes intéressés par des couleurs comparables. Ainsi, une couleur est dite comparable à ses couleurs adjacentes.

### 5.4.1 Comparabilité et compatibilité de la teinte

Considérons une nouvelle couleur  $t_{i_{new}}$  et une couleur initiale  $t_i$  on peut écrire

$$t_i \in \Gamma(t_{i_{new}}) \quad \text{ssi} \quad \gamma(t_{i_{new}}, t_i) > 1/2$$

Une image est caractérisée en tant que bleu par exemple, si une de ses couleurs dominantes est bleue, en d'autres termes, l'image est bleue si son degré d'appartenance à la couleur bleue est assez haut ou simplement supérieur à un seuil fixé. Cette même image, selon un autre utilisateur, peut être caractérisée 'non bleu', si le granule définissant la couleur bleue (les valeurs  $a, b, c, d$ ) est différent. Supposons qu'à l'origine une image  $I$  a un degré d'appartenance  $F_t(I)$  à la couleur  $t$ , ce degré  $F_t(I)$  variera si l'arrangement de la couleur  $t$  change. Si nous voulons obtenir le nouveau degré  $F_t(I)$ , une approche directe reviendrait à retraiter tous les pixels de l'image  $I$ .

On note le degré de compatibilité  $\Phi(B, A) = \frac{\mathcal{S}_A \cap \mathcal{S}_B}{\mathcal{S}_A}$

ou  $\mathcal{S}_A$  est la surface du trapèze initial A et  $\mathcal{S}_B$  est la surface du nouveau trapèze B qui est comparé à  $\mathcal{S}_A$ .

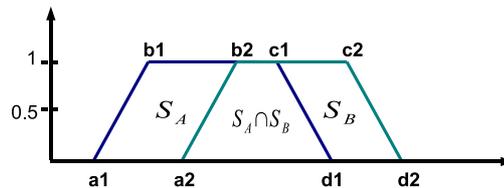


FIGURE 5.7 – Notion de compatibilité

L'exploitation des données et les requêtes des images se fait en se basant sur le profil de chaque utilisateur. L'utilisateur, après avoir construit son profil, attend que le système s'adapte à sa perception.

Considérons une première couleur  $t_i$  représentée par une fonction d'appartenance floue  $f$  et par les points  $a_1, b_1, c_1, d_1$ . La nouvelle couleur  $t_{i_{new}}$  représentée par une fonction d'appartenance floue  $f_{new}$  et par les points  $a_2, b_2, c_2, d_2$ .

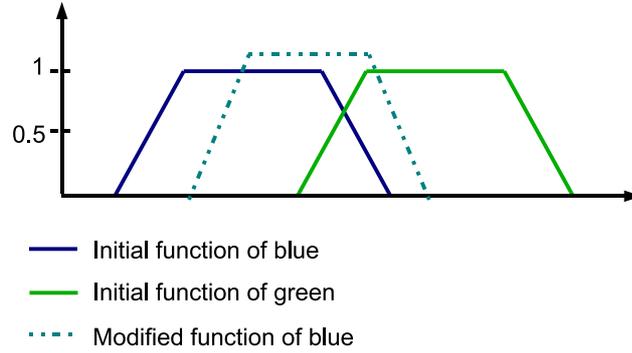


FIGURE 5.8 – La fonction d'appartenance d'une teinte modifiée par rapport au standard

La nouvelle couleur insérée affectera au moins une fonction d'appartenance floue, et au plus 3 fonctions d'appartenances floues. Ainsi le nouveau profil de l'image sera recalculé et les valeurs adjacentes de la couleur en question varieront aussi. Par exemple sur le schéma 5.8, le nouveau bleu est entre l'ancien bleu et l'ancien vert, l'appartenance de l'image à la nouvelle couleur bleu sera :

$$F_{B_{new}}(I) = \Phi(B_{new}, B_s) \times F_{B_s}(I) + \Phi(B_{new}, G_s) \times F_{G_s}(I)$$

$B_s$  est la fonction standard du bleu

$G_s$  est la fonction standard du vert

$B_{new}$  est la nouvelle fonction du bleu

La fonction générale est donnée comme suit :

$$F_{t_{i_{new}}}(I) = \sum_{t_i \in \Gamma(t_{i_{new}})} \Phi(t_{i_{new}}, t_i) \times F_{t_i}(I)$$

Assumant que les qualificatifs qui dépendent des dimensions L et S restent les mêmes, donc nous avons toujours les mêmes valeurs pour les 9 qualificatifs et seulement les fonctions sur la dimension H sont modifiées, ainsi nous pouvons toujours écrire :

$$\forall (t_i, q_j) \in T \times Q, \quad \tilde{F}_{t_{i_{new}}, q_j} = \sum_{\forall (t_i) \in \Gamma(t_{i_{new}})} \Phi(t_{i_{new}}, t_i) \times \tilde{F}_{t_i, q_j}(I)$$

### 5.4.2 Comparabilité et compatibilité des qualificatifs

Le même raisonnement fait ci-dessus avec la dimension teinte est fait avec les deux autres dimensions, la saturation et la luminosité. Chaque teinte est décrite par les qualificatifs, ainsi pour chaque teinte  $t_{i_{\text{new}}}$  nous calculons le  $\tilde{F}_{t_{i_{\text{new}}}, q_{j_{\text{new}}}}$

Supposant que les qualificatifs, selon la dimension *saturation*, soient modifiés alors, nous devons calculer les nouveaux qualificatifs de la teinte en fonction des anciens qualificatifs en tenant compte de la modification de la dimension *saturation*. On obtient l'équation suivante :

$$\tilde{F}_{t_{i_{\text{new}}}, q_{j_{n1}}} = \sum_{\forall (q_j) \in \Gamma_S(q_{j_{n1}})} \Phi(q_{j_{n1}}, q_j) \times \tilde{F}_{t_{i_{\text{new}}}, q_j}(I)$$

où  $q_{j_{n1}}$  est le qualificatif modifié sur la dimension  $S$ .

Prenant en compte l'équation ci-dessus, on calcule la nouvelle teinte et la nouvelle saturation, en fonction de la nouvelle luminosité :

$$\tilde{F}_{t_{i_{\text{new}}}, q_{j_{n2}}} = \sum_{\forall (q_{j_{n1}}) \in \Gamma_L(q_{j_{n2}})} \Phi(q_{j_{n2}}, q_{j_{n1}}) \times \tilde{F}_{t_{i_{\text{new}}}, q_{j_{n1}}}(I)$$

où  $q_{j_{n2}}$  est le qualificatif modifié sur la dimension  $L$ .

$\Gamma_L$  compatibilité de la luminosité ( $L$ )

$\Gamma_S$  compatibilité de la saturation ( $S$ )

Nous pouvons démontrer que l'ordre du calcul de la nouvelle saturation et du calcul de la nouvelle luminosité n'a aucun effet. Les mêmes résultats sont atteints par n'importe quel ordre de calcul.

Notons que :

- $F^*(I) = \max_{t \in G_t}(F_t(I))$
- $\tilde{F}_t^*(I) = \max_{q \in G_q}(\tilde{F}_{t,q}(I)) \forall t \in G_t$ , et pour  $t = \text{gris}$ ,  $q \in \{\text{sombre, moyen, clair}\}$

Une image  $I$  sera affectée aux :

- Granules  $g_t$  si  $F_{t_{\text{new}}}(I) \geq F^*(I) - \lambda$ ,  $\forall t_{\text{new}} \in G_t \cup \{\text{noir, blanc, gris}\}$  avec  $\lambda$  un seuil de tolérance.

- Granules  $\widetilde{g}_{\text{new}t,q}$  si  $F_{t_{\text{new}}}(I) \geq F^*(I) - \lambda$  et  $\widetilde{F}_{t_{\text{new}},q_{\text{new}}}(I) \geq \widetilde{F}_t^*(I) - \lambda, \forall (t_{\text{new}}, q_{\text{new}}) \in G_t \times G_q \cup \{\text{gris}\} \times \{\text{sombre}, \text{moyen}, \text{clair}\}$ .

## 5.5 Implémentation informatique

On présente dans cette section la structure de la base données, les différentes commandes du logiciel convivial, représentant l'implémentation informatique de la démarche de construction d'un profil mise en œuvre dans cette thèse, ainsi que son utilisation pour la classification d'images par couleurs dominantes. Un exemple détaillé de son utilisation est également présenté. Le logiciel est développé en utilisant une base de donnée *Mysql* et une application écrite en php.

### 5.5.1 Base de données

La base de données sert principalement à enregistrer les profils des utilisateurs et à stocker les détails colorimétriques des images.

Dans la figure 5.9 est présentée la structure de la base données concernant la gestion des profils. Les tables principales sont *Hues* et *Qualifiers*. Dans la table *Hues* on enregistre toutes les teintes et dans la table *Qualifiers* tous les qualificatifs des couleurs.

La table *Users* sert à stocker tous les détails personnels des utilisateurs. Le profil de chaque utilisateur est enregistré dans les tables *HLS* et *HLS-qualifiers*. Les valeurs des différentes teintes, selon la perception de l'utilisateur, sont dans la table *HLS*, tandis que les valeurs des qualificatifs sont dans la table *HLS-qualifiers*.

Les images sont stockées dans la table *Images* et leurs détails colorimétriques dans les tables *ImageHues* et *Imagequalifiers* (cf. Fig. 5.10).

### 5.5.2 Profils

L'utilisateur est invité tout d'abord à enregistrer ses données personnelles avant de pouvoir utiliser le système (cf. Fig. 5.11 et Fig. 5.12).

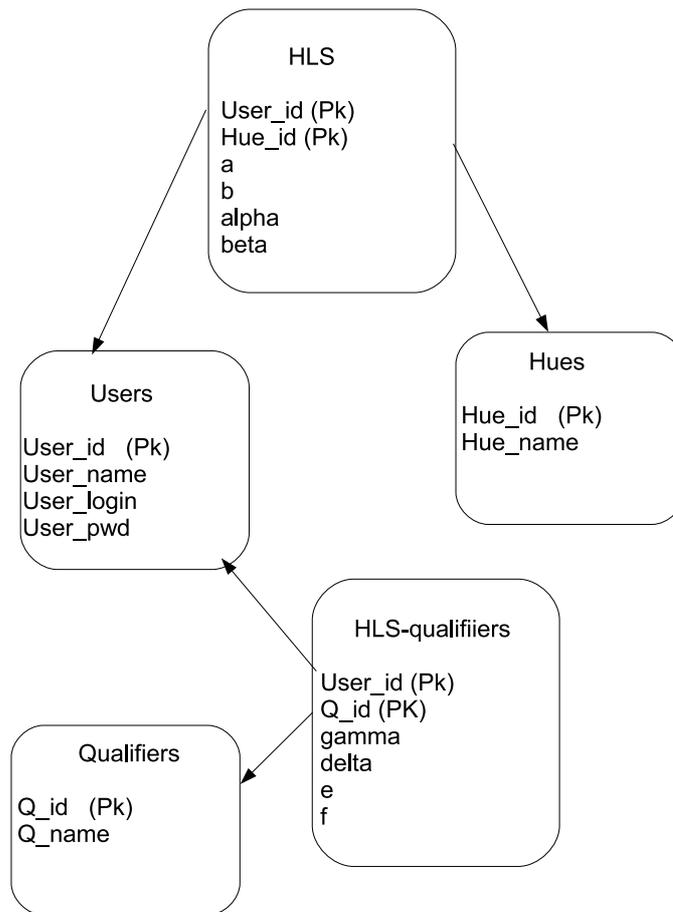


FIGURE 5.9 – Les tables du profil

Une fois enregistré, l'utilisateur doit construire son profil selon deux possibilités qui sont présentées. Avec la première, l'utilisateur suit une démarche constructive et aboutit à un profil d'utilisateur *expert*. Avec la deuxième démarche, l'utilisateur suit une démarche descriptive et aboutit à un profil d'utilisateur *non-expert* (cf. Fig. 5.13).

Pour construire un profil expert, toutes les teintes doivent être modélisées et leurs valeurs *a* et *b* seront insérées dans la table *HLS*. Un profil standard va servir comme profil de base et sera modifié tout au long du processus pour aboutir au profil expert totalement adapté.

Au début, les valeurs du profil standard seront copiées dans le nouveau profil. Les teintes sont modélisées successivement de manière indépendante. Une image

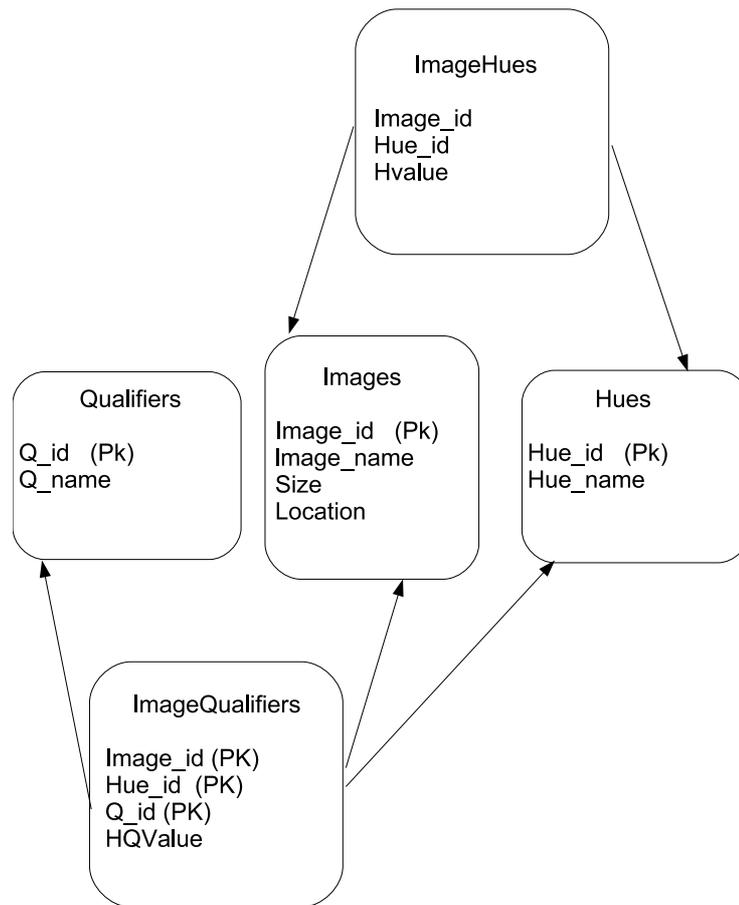


FIGURE 5.10 – Les tables des images

modèle est présentée pour chaque teinte, et l'utilisateur est invité à cliquer sur le début et la fin de la zone qui correspond à la teinte qui sera modélisée (cf. Fig. 5.14).

Le début correspond à la valeur  $a$  et la fin correspond à la valeur  $b$ .

Les valeurs de  $\alpha$  et  $\beta$  sont déduites automatiquement.  $\alpha$  aura la même valeur que  $b$  de la teinte modélisée précédemment et  $\beta$  aura la même valeur que  $a$  de la teinte suivante.

Le logiciel contrôle que chaque valeur  $a$  doit être supérieure à la valeur  $b$  de la teinte précédente et chaque valeur  $b$  doit être inférieur à la valeur  $a$  de la teinte suivante. Les valeurs du profil standard vont être écrasées par les nouvelles valeurs l'une après l'autre. Le contrôle de cohérence décrit précédemment n'est pas appliqué

The image shows a web browser window displaying a registration form for 'Image GALLERY'. The form is titled 'Fill the following fields' and contains the following elements:

- Navigation Menu (Left):** Login, Menu, Add image, Visit, Search.
- Registration Fields:**
  - Username:
  - PIN:
  - Verify PIN:
  - First Name:
  - Last Name:
  - E-mail:
  - Phone:
  - Street:
  - Suite/Appt:
  - City:
  - State:
  - Postal Code:
  - Country:
- Buttons:** Register, Clear.
- Footer:** About US, a circular icon.

FIGURE 5.11 – Inscription de l'utilisateur

lors du changement des valeurs initiales (provenant du profil standard) et cela pour donner à l'utilisateur la liberté de modifier les noyaux des teintes du profil standard.

La construction d'un profil non expert est plus simple (du point de vue de l'utilisateur). L'utilisateur choisit une teinte à modéliser, il aura un écran lui montrant les résultats fournis par plusieurs experts selon la teinte. Il choisit les 2 experts qui ont fourni les ensembles des images les plus acceptables pour la teinte choisie. L'utilisateur donne à ces deux experts des taux de satisfaction et son profil sera calculé à partir des profils d'experts (cf. Fig. 5.15).

### 5.5.3 Traitement des images

Pour ajouter une image dans la base, le logiciel utilise les valeurs des teintes selon le profil standard. Les détails colorimétriques de l'image seront dans les tables *ImageHues* et *Imagequalifiers*. Le processus qui donne à chaque image une couleur dominante a été validé par les travaux d'Aït Younes et al [4].

ImageBank IB, (<http://creative.gettyimages.com/imagebank/>) est une base de données d'images colorées contenant une description (mots-clés tel que la couleur). Cette base a été choisie pour la validation.

Le processus est évalué selon deux critères : rappel et précision.

Le rappel est défini par le nombre d'images pertinentes et retrouvées par la requête au regard du nombre d'images pertinentes qui existent dans la base de données. Le taux de rappel mesure la capacité du logiciel à récupérer toutes les images pertinentes. Si le nombre d'images présentées est important par rapport au nombre total d'images pertinentes alors le taux de rappel est élevé.

$$\text{rappel} = \frac{\text{Images pertinentes et retrouvées}}{\text{nombre d'images pertinentes}}$$

La précision est le nombre d'images pertinentes retrouvées par rapport au nombre total d'images proposées par le système pour une requête donnée. Le taux de précision mesure la capacité de récupérer seulement les images pertinentes. Si le taux de précision est élevé, cela signifie que peu d'images inutiles sont proposées par le système et que ce dernier peut être considéré comme "précis". La précision est calculée avec la formule suivante :

$$\text{Precision} = \frac{\text{Images pertinentes et retrouvées}}{\text{nombre d'images retrouvées}}$$

Les deux taux présentés ont été calculés (selon IB) sur un total de 1000 images.

Les résultats étaient les suivants :

85% pour le premier taux (rappel)

89% pour le deuxième (précision)

	Pertinentes	Non Pertinentes
Retrouvées	897	103
Non retrouvées	164	/

TABLE 5.1 – Les résultats de la validation

La différence des résultats est due à la subjectivité des experts d'IB. En effet, les experts d'IB associent habituellement au plus deux mots-clés de couleur pour chaque image, alors que le processus de traitement des images permet de décrire toutes les couleurs présentes dans l'image. D'ailleurs, la nomination des couleurs est très subjective : par exemple, un expert peut appeler rose foncé ce qu'un autre expert peut appeler magenta. De même, un jaune sur un fond noir ne peut être perçu de la même manière qu'un jaune sur un fond blanc.

Un utilisateur choisit une teinte avec un qualificatif et le logiciel retrouve les images qui correspondent à son profil. Par exemple si l'utilisateur choisit d'avoir les images rouges, la teinte rouge du profil de l'utilisateur déjà construit, sera calculée par rapport aux teintes du profil standard. (On rappelle que les images sont insérées selon le profil standard).

Les degrés de comparabilité entre la teinte rouge et les autres teintes sont calculés et on retient uniquement les teintes ayant le degré qui dépasse le seuil fixé.

Ensuite, les degrés de compatibilité entre la teinte rouge et les teintes retenues précédemment sont calculés.

Une vue qui ressemble à la table d'images sera créée en appliquant la fonction suivante sur toutes les lignes De la table images :

$$\forall (t_i, q_j) \in T \times Q,$$

A la fin, les images avec la nouvelle couleur dominante sont sélectionnées.

## **5.6 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons proposé une méthode permettant de classer les objets automatiquement en se basant sur leurs classes initiales, sur la perception de l'utilisateur (qui est modélisée et décrite dans son profil) et sur les degrés de comparabilité et de compatibilité. Ensuite on a décrit le processus de l'exploitation des profils pour répondre aux requêtes de l'utilisateur.

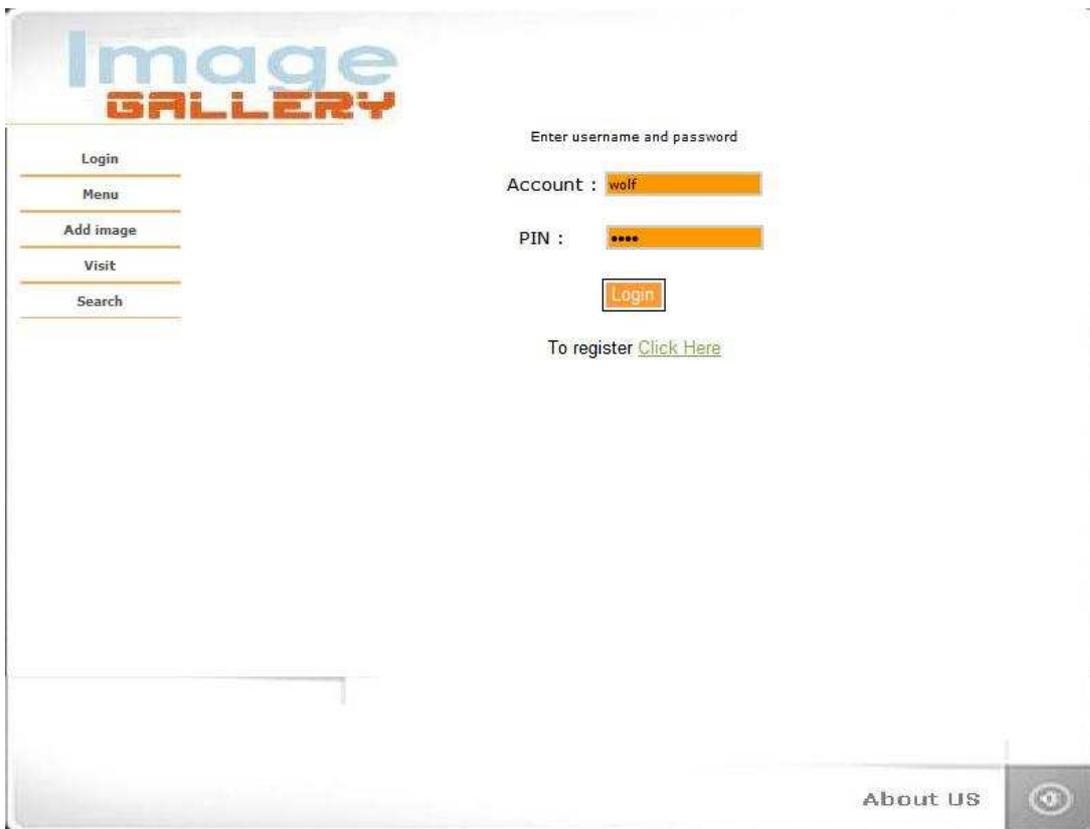


FIGURE 5.12 – Entrée de l'utilisateur



FIGURE 5.13 – Fenêtre principale



FIGURE 5.14 – Profil expert

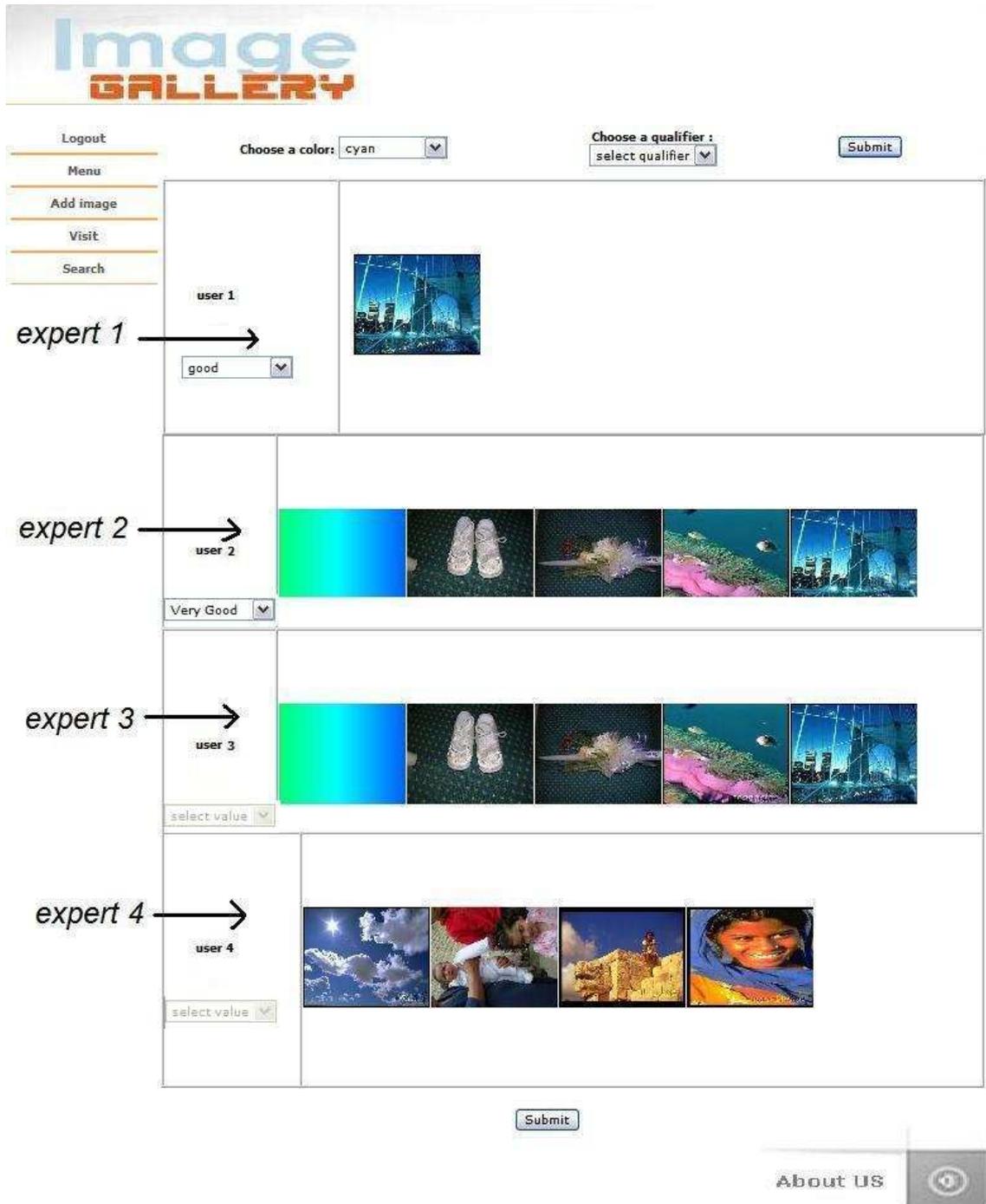


FIGURE 5.15 – Sélection des deux ensembles ayant les plus grands taux de satisfaction



FIGURE 5.16 – Ajouter une image

The screenshot shows a web application interface for an image gallery. At the top left is the logo 'Image GALLERY'. On the left side, there is a vertical menu with options: Logout, Menu, Add image, Visit, and Search. The main content area features search filters: 'Choose a hue:' with a dropdown menu set to 'rouge', and 'Choose a qualifier:' with a dropdown menu set to 'select teinte'. A 'Submit' button is located to the right of these filters. Below the filters, a SQL query is displayed: 'select \* from photo where couleurmax = 'rouge' AND rouge >= 0.085034013605442 AND orange <= 0.057823129251701'. Navigation links 'First', 'previous', 'next', and 'Last' are provided. A central image shows two people sitting in a field of red flowers. Below the image is a dropdown menu set to 'rouge'. At the bottom, there are two tables: 'Color analysis:' and 'General information:'.

Color analysis:		General information:	
sombre		num id :	380
fonce		nom :	380
profond		couleur max :	Rouge
gris	0	taux de :	
moyen		taille :	177848
vif		gris clair	0
pale		gris moyen	0
clair		gris	0
lumineux		gris fonce	0
		blanc	0
		noir	0.03

FIGURE 5.17 – Navigation

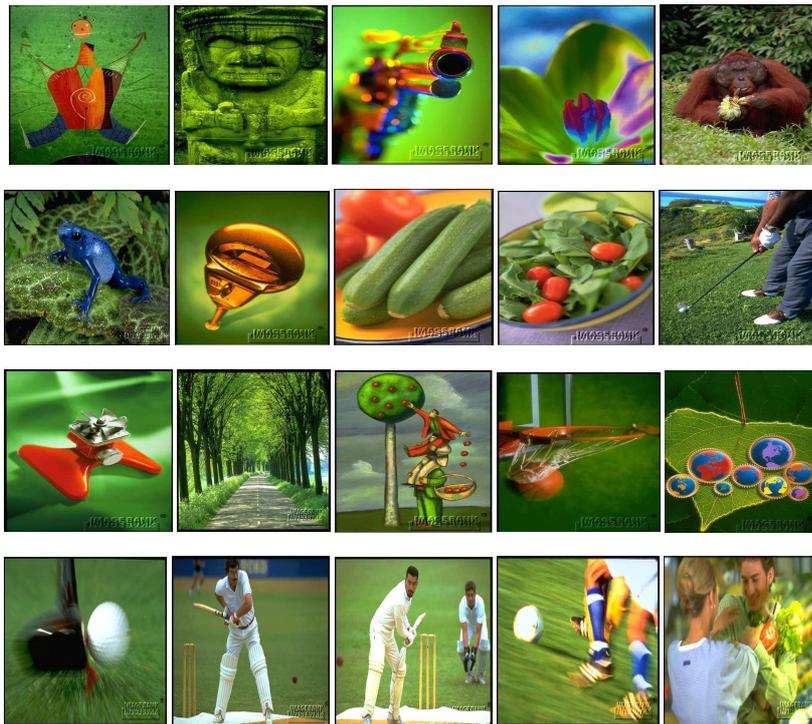


FIGURE 5.18 – Les images vertes selon ImageBank.

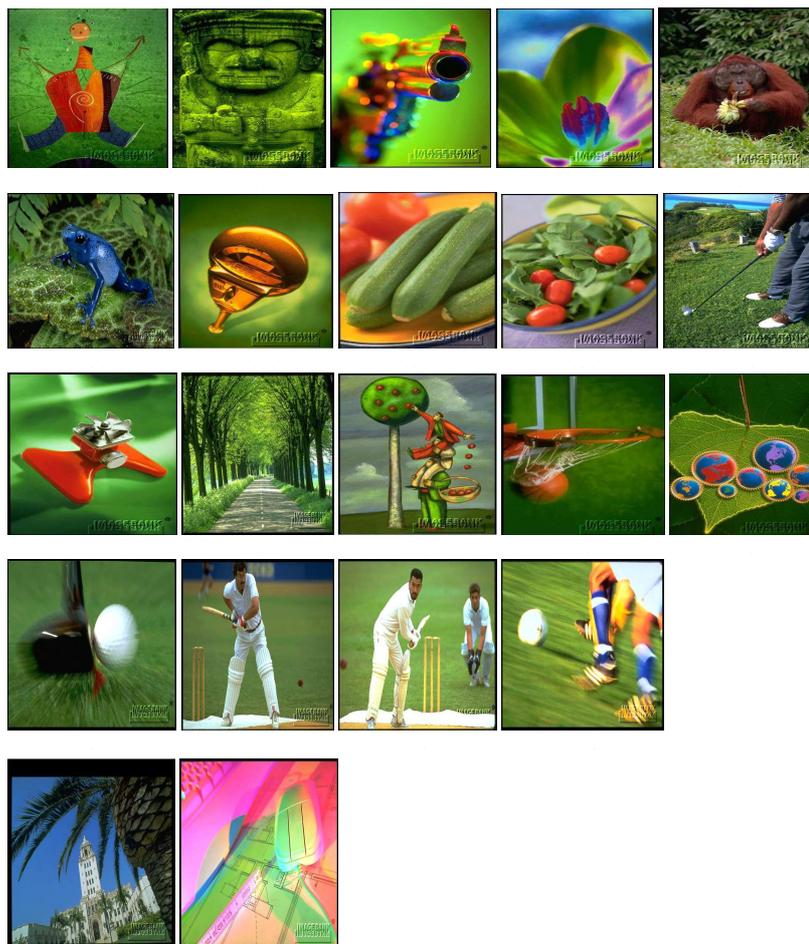


FIGURE 5.19 – Les images vertes selon notre logiciel.

# Conclusion



Avant de présenter les différentes pistes qu'il serait intéressant, selon notre avis, d'approfondir dans le cadre de travaux ultérieurs, nous soulignons les différents résultats auxquels nous avons abouti dans ce travail de thèse.

La perception se construit et s'exprime par l'apprentissage, l'expérience acquise ainsi que l'état émotionnel de chaque individu. On peut trouver différentes définitions de la perception, cependant il est indéniable que celle-ci est subjective. Chaque perception peut être représentée à travers plusieurs dimensions, par exemple la teinte, la luminance et la saturation dans le cas de la couleur. Chaque dimension peut être définie par un ensemble de sous-ensembles flous. Construire un profil représentant la perception d'un utilisateur revient à définir ces sous-ensembles flous.

Nous avons mis en œuvre (cf. chapitre 3) une démarche interactive de construction du profil représentant la perception d'un utilisateur. l'utilisateur doit tout d'abord s'identifier comme étant *un expert* ou un *simple utilisateur*.

Nous avons proposé une procédure de questionnement de *l'utilisateur expert* permettant de construire le profil avec un minimum de question. Les réponses vont permettre de construire les différents sous-ensembles flous associés à chaque dimension. Pour éviter toute incohérence, les réponses seront encadrées.

Dans le cas d'un utilisateur *non-expert*, nous avons construit une démarche interactive permettant de construire le profil par comparaison. Un utilisateur peut définir sa propre perception en comparant ou en imitant d'autres perceptions ; après avoir défini des profils reflétant la perception de quelques utilisateurs experts, un *utilisateur simple* peut comparer et choisir les profils les plus appropriés à sa perception. Ce choix se fait en se basant sur le résultat de la classification des objets selon les profils experts.

Pour construire le profil final de l'utilisateur, nous avons mis en œuvre une procédure d'agrégation des sous-ensembles flous prenant en compte le choix et les taux de satisfaction associés aux résultats de la classification.

Pour utiliser ces profils dans la cadre d'une procédure de classification des images

par couleurs dominantes, nous avons présenté une méthode simplifiant le processus de traitement des images. Cette méthode est basée une nouvelle définition de la notion de comparabilité et d'indice de compatibilité entre deux sous-ensembles flous.

Un outil, intégrant toute la démarche interactive de construction du profil ainsi que la classification d'images par couleurs dominantes, a été implémentée.

Cet outil comporte deux parties. Une première, utilisant des interfaces conviviales permettant de construire le profil d'un utilisateur. ce dernier doit, tout d'abord, s'identifier comme utilisateur expert ou non-expert. Ce qui lui permet de construire son profil soit, à travers le protocole de questionnement soit par comparaison.

La deuxième partie de l'outil correspond au traitement et à la recherche d'images selon une plusieurs couleurs dominantes.

Avant de suggérer quelques voies d'extension, nous rappelons que nous avons mis en œuvre, dans le cadre de cette thèse, une démarche interactive complète pour la modélisation des perceptions d'un utilisateur à travers un profil, ce qui nous a permis de l'implémenter dans outil (cf. section 5.5).

- La démarche élaborée pourrait être élargie à la personnalisation des dimensions d'une perception et à la définition des granules représentant chaque dimension. Dans le cas de la couleur et la dimension teinte, en plus du paramétrage des sous-ensembles flous, on pourrait laisser la possibilité à l'utilisateur de personnaliser l'ensemble  $G_t = \{rouge, orange, jaune, vert, cyan, bleu, pourpre, magenta, rose\}$ .
- Pour ce qui est de l'outil, l'utilisation des travaux sur les interfaces homme-machine pourrait faciliter la tâche de l'utilisateur dans la phase de construction de son profil (cf. Chapitre 4).
- La procédure d'agrégation mise en œuvre pour la construction du profil non-expert par comparaison (cf. chapitre 4) pourrait être utilisée dans d'autres domaines. Par exemple dans un processus d'aide à la décision basé sur des analyses

d'experts avec des résultats différents (datation archéologique).

- Et enfin, un dernier point plus général concernant la représentation des perceptions d'un utilisateur. Nous avons appliqué cette démarche dans le cadre de la perception de la couleur, il serait intéressant de l'appliquer sur d'autres perceptions comme le goût, l'odorat , etc.



# Table des figures

2.1	Ensemble crisp A . . . . .	25
2.2	Sous-ensemble flou A . . . . .	26
2.3	Le système Mamdani . . . . .	36
2.4	Exemple du système Mamdani . . . . .	37
2.5	Modificateur intensif . . . . .	39
2.6	Modificateur extensif . . . . .	40
2.7	Modificateur translatore . . . . .	41
3.1	Approche frontière . . . . .	47
3.2	Seuillage simple et multiple. . . . .	49
3.3	Espace RGB. . . . .	52
3.4	Espaces HSV, HLS. . . . .	54
3.5	Espace Yxy . . . . .	56
3.6	Espaces $L^*u^*v^*$ et $L^*a^*b^*$ . . . . .	58
4.1	Diagramme de modélisation . . . . .	77
4.2	Modélisation d'un profil expert . . . . .	79
4.3	Modélisation d'un profil non-expert . . . . .	80
4.4	Exemple d'une base de règles si-alors . . . . .	81
4.5	cas 1 . . . . .	83
4.6	cas 2 . . . . .	83
4.7	cas 3 . . . . .	83
4.8	cas 4 . . . . .	84

*Table des figures*

---

4.9	cas 5 . . . . .	84
4.10	cas 6 . . . . .	85
4.11	cas 7 . . . . .	85
4.12	cas 8 . . . . .	85
4.13	Les 8 cas d'agrégation . . . . .	86
4.14	Différence de positionnement entre 2 experts . . . . .	87
4.15	Résultat d'agrégation de deux sous-ensembles flous . . . . .	90
4.16	La dimension H. . . . .	91
4.17	Sous-ensemble trapézoïdal flou. . . . .	92
4.18	Qualificatifs fondamentaux de la couleur . . . . .	94
4.19	Sous-ensemble flou trapézoïdal 3-D. . . . .	94
4.20	Dimensions L et S. . . . .	96
4.21	Noir, gris et blanc . . . . .	97
4.22	Choix de la zone jaune selon la perception de l'utilisateur . . . . .	99
4.23	Luminance décomposée en 5 granules . . . . .	99
4.24	Luminance décomposée en 3 granules . . . . .	100
4.25	Saturation décomposée en 3 granules . . . . .	100
4.26	Sélection des deux ensembles ayant les plus grands taux de satisfaction	101
4.27	Résultat d'agrégation attendu . . . . .	102
4.28	Résultat d'agrégation attendu (Union des experts 1 et 2) . . . . .	103
4.29	Représentation de la teinte par rapport à 2 experts . . . . .	104
4.30	Diagramme de la procédure globale. . . . .	108
5.1	Profil représentant une image . . . . .	114
5.2	Exemples de deux sous-ensembles non comparables et comparables (selon Truck [100]) . . . . .	116
5.3	Représentation d'un granule par rapport aux granules associés à un expert . . . . .	119
5.4	Notion de compatibilité . . . . .	119
5.5	Nouveau sous-ensemble à droite du sous-ensemble initial . . . . .	121

---

5.6	Nouveau sous-ensemble à gauche du sous-ensemble initial . . . . .	122
5.7	Notion de compatibilité . . . . .	123
5.8	La fonction d'appartenance d'une teinte modifiée par rapport au standard . . . . .	124
5.9	Les tables du profil . . . . .	127
5.10	Les tables des images . . . . .	128
5.11	Inscription de l'utilisateur . . . . .	129
5.12	Entrée de l'utilisateur . . . . .	133
5.13	Fenêtre principale . . . . .	134
5.14	Profil expert . . . . .	135
5.15	Sélection des deux ensembles ayant les plus grands taux de satisfaction	136
5.16	Ajouter une image . . . . .	137
5.17	Navigation . . . . .	138
5.18	Les images vertes selon ImageBank. . . . .	139
5.19	Les images vertes selon notre logiciel. . . . .	140



# Bibliographie

- [1] Adams R. and Bischof L., *Seeded region growing*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, no. 6, pp. 641-647, 1994.
- [2] Ames A., *Some Demonstrations Concerned with the Origin and Nature of Our Sensation (What we experience)*, Dartmouth Eye Institute, Hanover, 1946.
- [3] Ames A., *An Interpretative Manual*, Princeton Univ. Press, 1955.
- [4] Aït Younes A., Truck I. and Akdag H., *Image Retrieval using Fuzzy Representation of Colors*, SoftComputing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications, Springer-Verlag GmbH, 11 (3), pp. 287-298, 2007
- [5] Androutsos P., Kushki A., Plataniotis K.N. and Venetsanopoulos A.N., *Aggregation of color and shape features for hybrid query generation in content based visual information retrieval*, Signal Processing 85, pp.385-393, 2005.
- [6] Azibi R. and Vanderpooten D., *Construction of rule-based assignment models*, European Journal of Operational Research, 138(2), pp.274-293, 2002.
- [7] Bagot J.-D., *Information, sensation et perception*, Paris, Armand Colin, 1999.
- [8] Barla A. , Odone F. and Verri A., *Histogram intersection kernel for*

- image classification*, Proceedings of the International Conference on Image Processing (ICIP03), Barcelona, september 2003.
- [9] Berk T., Brownston L., and Kaufman A., *A new color-naming system for graphic languages*, IEEE Computer Graphics and Applications, vol. 2, no. 3, pp. 37-44, 1982.
- [10] Berlin B. and Kay P., *Basic Color Terms : Their Universality and Evolution*, Berkeley, University of California, 1969.
- [11] Bianchi-Berthouze N., *Kansei-Mining, Identifying visual impressions as patterns in images*, IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference, Vol 4, pp.2183-2188, 2001.
- [12] Black A.J., Kahol K., Tripathi P., Kuchi P. and Panchanathan S., *Indexing natural images for retrieval based on kansei factors*, <http://haptics.eas.asu.edu/kanav/material/publications/hvie2004/kansei.pdf>, 2004.
- [13] Bonnet C., *La perception visuelle des formes*, Traité de psychologie cognitive, vol.1, Perception, Langage, Paris, Dunod, 1989.
- [14] Bouchon-Meunier B., *La Logique Floue et ses Applications*, Addison-Wesley, 1995.
- [15] Bouchon-Meunier B., Rifqi M., and Bothorel S., *Towards general measures of comparison of objects*, Fuzzy Sets and Systems, Volume 84 , Issue 2, pp.143-153, 1996.
- [16] Bourghorbel S., Boujemaa N. and Vertan C., *Histogram-based color signatures for image indexing*, Proceedings of Information processing and management of uncertainty in knowledge-based systems, IPMU, 2002.
- [17] Boust C., Chahine H., Viénot F., Brettel H., Ben Chouikha M. and Alquié G., *Color Correction Judgements of Digital Images by Experts and Naive Observers*, Proceedings of PICS 2003, pp. 4-9, Rochester, NY, USA, 2003.

- 
- [18] Buckley J., Feuring T. and Hayashi Y., *Hierarchical analysis revisited*, European Journal of Operational Research 129, pp.48-64, 2001.
- [19] Burke R., *Knowledge-based recommender systems*, Encyclopedia of Library and Information Systems, Volume 69, Supplement 32, 2000.
- [20] Calvo T. and Mesiar R., *Generalized medians*, Proceedings of AGGREGATION99, Palma de Mayorca, pp.159-165, 1999.
- [21] Canny J., *A Computational Approach to Edge Detection*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, no. 6, Nov 1986.
- [22] Carpenter, R.H.S., *Movements of the Eyes*, 2nd Edition, Pion Publishing, 1988.
- [23] Caulfield H.J. , Fu J. and Yoo S., *Artificial color image logic*, Information Sciences 167, 2004.
- [24] Chaira T and Ray A.K., *Fuzzy measures for color image retrieval*, Fuzzy Sets and Systems 150, pp.545-560, 2005.
- [25] Chandy K.M. and Misra J., *Parallel program design : a foundation*, Addison-Wesley Publishing Company, 1988.
- [26] Chen P.C. and Pavlidis T., *Image segmentation as an estimation problem*, Computer Graphics and Image Processing, vol. 12, pp. 153-172, 1980.
- [27] Chen Y. and Wang J. Z., *A Region-Based Fuzzy Feature Matching Approach to Content-Based Image Retrieval*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence vol.24, no. 9, pp.1252-1267, 2002.
- [28] Chiclana F., Herrera F. and Herrera-Viedma E., *Integrating multiplicative preference relations in a multipurpose decision-making model based on fuzzy preference relations*, Fuzzy Sets and Systems, 122, pp.277-291, 2001.
- [29] CIE, *CIE International Lighting Vocabulary*, CIE Publ, 1987.

- [30] Comaniciu D. and Meer P., *Mean shift analysis and applications*, IEEE Int. Conf. Comp. Vis., pp.1197-1203, Greece, 1999.
- [31] Couwenbergh J. P., *Guide complet et pratique de la couleur*, Paris, Eyrolles, 2003.
- [32] Craick K.H., *Environmental Psychology*, Annual Review of Psychology, Vol. 24, pp.402-422, 1973.
- [33] Denneberg D., *Non-Additive Measure and Integral*, Kluwer Academic, 1994.
- [34] Dubois D. and Prade H., *A review of fuzzy set aggregation connectives*, Information Sciences, 36, pp.85-121, 1985.
- [35] Dubois D. and Prade H. , *Weighted minimum and maximum operations in fuzzy set theory*, Information Sciences, 39, pp. 205-210, 1986.
- [36] Duda R.O. and Hart P.E., *Pattern Classification and Scene Analysis*, Wiley, New York, 1973.
- [37] El-Zakhem I., Aït Younes A., Truck I., Greige H. and Akdag H., *Mapping Personal Perception into User Profiles for Image Retrieving*, FLINS2008, Computational Intelligence in Decision and Control, World Scientific Publishing Co Ltd, 2008, pp.393-398, 2008.
- [38] El-Zakhem I., Aït Younes A., Truck I., Greige H. and Akdag H. , *Color image profile comparison and computing*, ICISOFT 2007 2nd International Conference on Software and Data Technologies, pp.228-231, Barcelona, 2007
- [39] Jou F., Fan K. and Chang Y., *Efficient matching of large-size histograms*, Pattern Recognition Letters, 25, pp.277-286, 2004.
- [40] Felfernig A. and Burke R., *Constraint-based recommender systems : technologies and research issues*, Proceedings of the 10th international conference on Electronic commerce, Innsbruck, Austria, pp.1- 10, 2008.
- [41] Filev D. and Yager R., *Learning OWA operator weights from data*,

- 
- In Third IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Orlando, pp.468-473, 1994.
- [42] Fodor J. and Roubens M., *On meaningfulness of means*, Journal of Computational and Applied Mathematics 64, pp.103-115, 1995.
- [43] Foulloy L., *Du contrôle symbolique des processus : démarche, outils, exemples*, Ph.D. Thesis, Université Paris XI, 1990.
- [44] Franklin G.F. , Powel J.D. and Workman M.L., *Digital Control of Dynamic Systems*, Second Edition, Addison-Wesley, 1990.
- [45] Fukada Y., *Spatial clustering procedures for region analysis*, Pattern Recognition, vol. 12, pp.395-403, 1980.
- [46] Gibson J., *The ecological approach to visual perception*, Boston, 1979.
- [47] Goldberg D., Nichols D., Oki B. M., and Terry D., *Using collaborative filtering to weave an information tapestry*, Communications of the ACM 35, pp.61-70, 1992.
- [48] Grabisch M., *Fuzzy integral in multicriteria decision making*, Fuzzy Sets and Systems, 69, pp.279-298, 1995.
- [49] Grabisch M., *k-order additive fuzzy measures*, 6th Int. Conf. on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems (IPMU), pp.1345-1350, Spain, 1996.
- [50] Hammami M., Chen L., Zighed D. and Song Q., *Définition d'un modèle de peau et son utilisation pour la classification des images*, Proceedings of MediaNet 2002, pp.187-198, Tunisia, June 2002.
- [51] Haralick R. and Shapiro R., *Computer and Robot Vision*, vol. 1 and 2, Addison-Wesley Inc, Massachussets, 1992 1993.
- [52] Herrera F. and Martínez L., *A model based on linguistic two-tuples for dealing with multigranularity hierarchical linguistic contexts in multiexpert decision-making*, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part B, 31(2), pp.227-234, 2001.

- [53] Herrera F., Herrera-Viedma E. and Chiclana F., *Multiperson decision-making based on multiplicative preference relations*, European Journal of Operational Research 129, pp.372-385, 2001.
- [54] Hong P., Qi T. and Huang T. S., *Incorporate support vector machines to content-based image retrieval with relevance feedback*, Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, Vancouver, Canada, 2000.
- [55] Hsin-Hsi Lai, Yu-Ming Chang and Hua-Cheng Chang, *A robust design approach for enhancing the feeling quality of a product, a car profile case study*, International Journal of Industrial Ergonomics, 35, pp.445-460, 2005.
- [56] Ioka M., *A method of defining the similarity of images on the basis of color information*, tech. rep., IBM Research, Tokyo Research Laboratory, Technical Report RT-0030, 1989.
- [57] Ittelson W.H , *The Ames Demonstrations in Perception*, New York : Hafner, 1968.
- [58] Jain A.K. and Dubes R.C., *Algorithms for Clustering Data*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1988.
- [59] Johnson G. M. and Fairchild D. M., *CRC Chapter on Visual Psychophysics and Color Appearance*, <http://www.cis.rit.edu/fairchild/PDFs/PAP13.pdf>.
- [60] Kanda T., *Colors and kansei*, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2004.
- [61] Konstan J., Miller B., Maltz D., Herlocker J., Gordon L. and Riedl J., *GroupLens : Applying Collaborative Filtering to Usenet News*, Communications of the ACM, 40(3), pp. 77-87, 1997.
- [62] Konstantinidis K., Gasteratos A. and Andreadis I., *Image retrieval based on fuzzy color histogram processing*, Optics Communications 248, pp.375-386, 2005.

- 
- [63] Krulwich B., *Lifestyle finder : intelligent user profiling using large-scale demographic data*, AI Magazine Volume 18 Number 2, pp.37-45, 1997.
- [64] Lamport L., *The Temporal Logic of Actions*, Technical Report 79, SRC, 1991.
- [65] Lawry J., Shanahan J., Ralescu A. and Shanahan J. , *Modelling With Words : Learning, Fusion, and Reasoning Within a Formal Linguistic Representation Framework*, Lecture Notes in Computer Science 2873, SpringerVerlag, 2004.
- [66] Le Saux B., *Classification non exclusive et personnalisation par apprentissage : Application à la navigation dans les bases d'images*, Ph.D. Thesis, INRIA, France, July 2003.
- [67] Lin T.Y., *A Set Theory for Soft Computing. Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, New Orleans, Louisiana, pp.1140-1146, 1996.
- [68] Liu D.R., Lai C.H. and Lee W.J., *A hybrid of sequential rules and collaborative filtering for product recommendation*, The 9th IEEE International Conference on E-Commerce Technology and The 4th IEEE International Conference on Enterprise Computing, E-Commerce and E-Services, pp.211-220, 2007.
- [69] Martínez L., Liu J., Ruan D. and Yang J., *Dealing with heterogeneous information in engineering evaluation processes*, Information Sciences : an International Journal, v.177 n.7, pp.1533-1542, 2007.
- [70] Mayor G. and Trillas E., *On the representation of some Aggregation functions*, Proceeding of ISMVL, pp.111-114, 1986.
- [71] Middleton S.E., Shadbolt N.R. and Roure D.C.D., *Ontological user profiling in recommender systems*, ACM Transactions on Information Systems, vol 22 no.1, pp.54-88, 2004.
- [72] Mojsilovic A., *A method for color naming and description of color composition in images*, IBM T. J. Watson Research Center, 2002.

- [73] Murofushi T. and Sugeno M., *A theory of fuzzy measures. Representation, the Choquet integral and null sets*, J. Math. Anal. Appl., 159(2), pp.532 - 549, 1991.
- [74] Niblack W., Berber R., Equitz W., Flickner M., Glaman E., Petkovic D. and Yanker P., *The QBIC project : Querying images by content using color, texture, and shape*, Storage and Retrieval for Image and Video Data Bases, vol. Proc. SPIE, Vol. 1908, (San Jose, CA), pp.173-187, 1993.
- [75] Oh P.Y and Allen P.K., *Design a Partitioned Visual Feedback Controller*, IEEE Int Conf Robotics & Automation, Leuven, Belgium, pp.1360-1365, 1998.
- [76] Oh P.Y. and Allen P.K., *Visual Servoing by Partitioning Degrees of Freedom*, IEEE Trans on Robotics & Automation, V17, N1, pp.1-17, 2001.
- [77] Omhover J.F., Detyniecki M. and Bouchon-Meunier B., *A Region-Similarity-Based Image Retrieval System*, Proceedings of IPMU'04, Perugia, Italy, 2004.
- [78] Pazzani M. and Billsus D., *Learning and Revising User Profiles*, The Identification of Interesting Web Sites, Machine Learning (27) pp.313-331, 1997.
- [79] Petiota J. and Yannou B., *Measuring consumer perceptions for a better comprehension, specification and assessment of product semantics*, International Journal of Industrial Ergonomics, 33, pp.507-525, 2004.
- [80] Petrou M. and Bosdogianni P., *Image Processing : The fundamentals*, John Wiley & Sons, New York, 1999.
- [81] Prewitt J., *Object enhancement and extraction*, Picture Processing and Psychopictorics B. Lipkin and A. Roselfed Eds., Academic Press, pp.75-149, New York, 1970.

- 
- [82] Qixiang Ye, Wen Gao and Wei Zeng, *Color image segmentation using density-based clustering*, International Conference on Acoustic Speech and Signal Processing, pp.345-348, ICASSP2003, Hong Kong, 2003.
- [83] Randal Nelson, *A method for Generating Color Descriptions of Objects and Implications for the Perceptual Grounding of Language*, University of Rochester, Robotics Technical Reports, <http://www.cs.rochester.edu/trs/robotics-trs.html>
- [84] Roberts L.G., *Machine perception of three-dimensional solids*, *Optical and Electro-Optical Information Processing*, J. Tippet, D. Berkowitz, L. Clapp, C. Koester, and A. Vanderburgh, Eds., pp.159-197. MIT Press, Cambridge, Massachussets, 1965.
- [85] Roire J., *Les noms des couleurs*, Pour la science, Hors série, no. 27, 2000.
- [86] Rosenfeld A. and Kak A., *Digital Picture Processing*, vol. 2, Academic Press, Orlando, Florida, 2nd edition, 1982.
- [87] Roubens M., *Pattern classification problems with fuzzy sets*, *fuzzy Sets and Systems* 1, pp.239-253, 1978.
- [88] Ruspini E.H., *A new approach to clustering*, *Inform. and Control* 15, pp.22-32, 1969.
- [89] Ruspini E.H., *Numerical methods for fuzzy clustering*, *Information Science* 2, pp.319-350, 1970.
- [90] Ruspini E.H. , *New experimental results in fuzzy clustering*, *Information Sciences* 6, pp.273-284, 1973.
- [91] Schleiffer R., *An intelligent agent model*, *European Journal of Operational Research* 166, pp.666-693, 2005.
- [92] Seaborn M., Hepplewhite L. and Stonham J., *Fuzzy colour category map for the measurement of colour similarity and dissimilarity*, *Pattern Recognition* 38, pp.165-177, 2005
- [93] Shoemaker S., *Colors, Subjective Relations, and Qualia*, *Philosophical Issues*, no. 7, pp.55-66, 1996.

- [94] Sobel I.E., *Camera Models and Machine Perception*, PhD thesis, Electrical Engineering Department, Stanford University, Stanford, California, 1970.
- [95] Sturges J. and Whitfield T.W.A., *Locating basic colours in the Munsell space*, Color Res. Appl. 20, 1995.
- [96] Swain M. and Ballard D., *Color indexing*, Int. J. Computer Vision, vol. 7, no. 1, pp.11-32, 1991.
- [97] Ross T., *Fuzzy logic using engineering applications*, McGrawHill, 1995.
- [98] Truck I., Akdag H. and Borgi A., *A Symbolic Approach for Colorimetric Alterations*, Proceedings of EUSFLAT 2001, 105-108, Leicester, England, 2001.
- [99] Truck I., Akdag H. and Borgi A., *Using Fuzzy modifiers in Colorimetry*, Proceedings of the 5th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics, SCI 2001, pp. 472-477, Orlando, Florida, USA, 2001.
- [100] Truck I., *Approches symbolique et floue des modificateurs linguistiques et leur lien avec l'agrégation*, Ph.D. Thesis, Université de Reims Champagne-Ardenne, France, 2002.
- [101] Truck I. and Akdag H., *Supervised Learning using Modifiers : Application in Colorimetrics*, Proceedings of the ACS/IEEE International Conference on Computer Systems and Applications, pp.116-122, Tunisia, 2003.
- [102] Van den Broek E., Kisters P. and Vuurpijl L., *Design Guidelines for a Content-Based Image Retrieval Color-Selection Interface*, ACM International Conference Proceeding Series, vol 65, ACM Press New York, 2004.
- [103] Van den Broek E.L., Vuurpijl L.G., Kisters P., and von Schmid J.C.M., *Content-Based Image Retrieval : Color-selection exploited*, Proceedings of the 3rd Dutch-Belgium Information Retrieval Workshop, pp.37-46, Belgium, 2002.

- 
- [104] Van den Broek E.L., Hendriks M.A., Puts M.J.H., and Vuurpijl L.G., *Modeling human color categorization Color discrimination and color memory*, Proceedings of the Fifteenth Belgium Netherlands Artificial Intelligent Conference BNAIC2003 pp.59-66, 2003.
- [105] Van Rikxoort E., Egon L., Van den Broek E. and Schouten E., *The development of a human-centered object-based image retrieval engine*, Proceedings of the eleventh annual conference of the Advanced School for Computing and Imaging, Heijen, The Netherlands, 2005.
- [106] Vapnik V., *Statistical learning theory*, John Wiley and Sons, New York, 1998.
- [107] Verma B., Kulkarni S., *Fuzzy logic based interpretation and fusion of color queries*, Fuzzy Sets and Systems 147, pp.99-118, 2004.
- [108] Vertan C. and Boujemaa N., *Embedding Fuzzy Logic in Content Based Image Retrieval*, Proceedings of the 19th International Meeting of the North American Fuzzy Information Processing Society NAFIPS 2000, Atlanta, 2000.
- [109] Wang J. Z. and Du Y., *Scalable Integrated Region-Based Image Retrieval Using IRM and Statistical Clustering*, Proceedings of the ACM and IEEE Joint Conference on Digital Libraries, pp. 268-277, Roanoke, VA, 2001.
- [110] Wyszecki G. and Stiles W. S., *Color science : Concepts and methods, quantitative data and formulae*, John Wiley&Sons, New York, 1982.
- [111] Xu Z. and Qingli Da, *A least deviation method to obtain a priority vector of a fuzzy preference relation*, European Journal of Operational Research 164, 206-216, 2005.
- [112] Xu Z., *Incomplete linguistic preference relations and their fusion*, Information Fusion, Volume 7 , Issue 3, pp.331-337, 2006.
- [113] Yager R., *Families of OWA operators*, Fuzzy Sets and Systems, 55,pp.255 - 271, 1993.

- [114] Yager R. and Petry F. E., *A framework for linguistic relevance feedback in content-based image retrieval using fuzzy logic*, Information Science, 2005.
- [115] Yoshiteru N. and Mina R., *Modeling of fuzziness in multivariate analysis*, International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2004.
- [116] Zadeh L., *Toward a perception-based theory of probabilistic reasoning with imprecise probabilities*, Journal of Statistical Planning and Inference 105 , pp.233-264, 2002
- [117] Zadeh L., *Toward a generalized theory of uncertainty (GTU) an outline*, Information Sciences Volume 172, Issues 1-2, pp.1-40, 2005.
- [118] Zadeh L., *Fuzzy Logic as the Logic of Natural Languages*, Springer, Vol 41, 2007.
- [119] Zhai H., Chavel P., Wang Y., Zhang S. and Liang Y., *Weighted fuzzy correlation for similarity measure of color-histograms*, Optics Communications 247, pp.49-55, 2005.
- [120] Zhang Q., Jason C., Chen H. and Chong P., *Decision consolidation : criteria weight determination multiple preference formats*, Decision Support Systems 38, pp.247- 258, 2004.
- [121] Zucker S.W., *Region growing : Childhood and adolescence*, Computer Graphics and Image Processing, vol. 5, pp.382-399, 1976.