

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOULoud MAMMERI DE TIZI-OUZOU
FACULTE DU GENIE ELECTRIQUE ET INFORMATIQUE
DEPARTEMENT INFORMATIQUE



MEMOIRE

De fin d'Etudes

*En vue de l'obtention du diplôme
de Master 2 Académique En Informatique
Option : Conduite de Projet Informatique*

Thème

*Détection des flammes dans le
domaine industriel*

Proposé et dirigé par :

M^r : DIB Ahmed

Réalisé par :

M^{lle} : BOUYOUCEF Karima

M^{lle} : HAMAMA Noura

Promotion « 2011/2012 »

Remerciements

*Tout d'abord, nous remercierons notre promoteur M^r H.DIB pour nous avoir proposé ce thème, nous lui
sont très reconnaissantes pour ses remarques et
conseils, ses contributions et orientations ont toujours
été d'un grand apport au fur et à mesure que nous
avancions dans notre travail. On espère d'avoir être à
la hauteur de la confiance qu'il nous a toujours
prêtée. C'était un honneur pour nous de travailler
avec lui.*

*Nous aimerions également exprimer notre gratitude
aux membres du jury, devant qui nous avons
l'honneur de présenter notre travail et qui ont pris la
peine de le lire avec ce soin ce mémoire pour juger son
contenu.*

Je dédicace ce modeste travail :

A mes parents, ce travail vous doit beaucoup, qu'il soit pour vous le témoignage de mon infinie reconnaissance pour ces années de compréhension et d'efforts communs.

A mes frères et leurs enfants

*A mes sœurs, Fatiha, sa fille Nadia et ses fils Idir, Achour,
Riadh*

A Myanima et son fils Amayass, et Malika

A toute ma famille et mes amies.

Ce mémoire représente l'aboutissement du soutien et des encouragements qu'ils m'ont prodigués tout au long de ma scolarité.

Qu'ils en soient remerciés par cette modeste dédicace.

Karima.

Je dédie ce modeste travail

*A mes très chers parents pour leur sacrifices et leurs
encouragements que dieu les protègent*

*A mon cher et regrettée grand père et mon oncle (Boussad)
que dieu les accueille dans son vaste paradis.*

A ma chère grand mère que dieu la protège et la garde pour nous.

A mon oncle Ali et sa famille

*A ma sœur Malika et son mari Kamel et leurs enfants,
Ahmad et Lina*

*A mes sœurs (Rachida, Lynda, Djamila, Karima,
Sabrina)*

A mes frères (Nasser, krimo, khaled)

Hamama Noura

Sommaire

Introduction générale	01
Chapitre I : Généralité sur la détection des flammes.	
I- Introduction	02
II- Un détecteur	02
II.1.Les détecteur de flammes	02
II.1.1. Le détecteur de flamme	02
II.1.2 .Principe de fonctionnement	02
a. Les point forts des détecteurs infrarouge.....	03
b. Les points forts de détecteur qui travaillent dans le spectre ultraviolet	03
c. Les avantages de détecteurs de flamme qui combinent les deux technologies (UV/IR)	04
II.1.3.Limitations.....	04
III. Comment un feu se déclenche.....	05
III.1.Les principe	05
III.2.Les caractéristiques de l'inflammation.	05
IV. La détection du feu.....	06
V. Les travaux réalisés	07
V.I. Mise en œuvre d'un réseau de senseurs sans fil pour la détection d'un incendie.....	07
V.I.1.Un senseur.....	07
V.I.2. Un réseaux de senseur sans fil (WSN)	07
V.I.3.Caractéristiques de réseaux sans fil.....	07
V.I.4.Principe	08
VI. Les méthodes pour la détection de la flamme dans les séquences vidéo.....	08
VI.1.Méthodes de soustraction de segments vidéo (Frame) pour la détection de flamme.....	09
VI.1.1.Détection du mouvement	09
VI.1.2.Détection de la couleur	09
VI.1.3.Les avantages de la méthode.....	11
VI.1.4. Les inconvénients de la méthode	11
VI.2.Méthode de CAM Shift pour la détection de flamme	12
VI.2.a. Segmentation et détection de contours.....	12
VI.2.a.1. algorithme prudent (canny) de détection de bord.....	12
VI.2. b. détection du mouvement	13
VI.2. b. 1. Algorithme de CAM Shift	13
VI.2.c. Avantages de la méthode.....	15
VI.2.d. Inconvénients de la méthode	15
VI.3. Méthode de FFT pour la détection de flamme	15
VI.3.1.Transformée de Fourier	16
VII. Conclusion	16

Sommaire

Chapitre II : Traitement d'image

I. Introduction.....	17
II. Texture.....	17
III. La matrice de cooccurrence.....	17
IV. Filtrage	19
IV.1.Filtrage dans le domaine spatiale	19
IV.2.Filtrage dans le domaine fréquentiel.....	20
V. Segmentation	20
V.1.Méthodes statistique	21
A. Histogrammes et segmentation	21
B. Segmentation par sélection récursive sur histogramme	21
V.2.Méthodes géométriques.....	21
C. Croissance de régions (Région growing)	21
D. Décomposition/Fusion (Split & Merge).....	22
V.3 .Méthode par optimisation.....	23
IV. Classification.....	24
E. Méthodes de classification automatique	24
F. Méthodes de classification supervisé	25
VII. systèmes CBIR à base de grilles	25
VII.1.Introduction.....	25
VII.2.Etat de l'art	26
VII.3.Indexation	30
VII.3.1.Indexation multimédia	31
VII.3.2.Indexation automatique	31
VII. Conclusion	34

Chapitre III : La conception

I. Introduction.....	35
II. Architecture de système proposé.....	35
II.1.Description générale	35
II.2 .Description détaillée de notre système.	37
II.2.1.Sous système d'apprentissage	37
II.2.1.1.Prétraitement	37
1. Niveau de gris	38
2. Filtrage moyenne	39
II.2.1.2 .Calcul de la matrice de cooccurrence	40
II.2.1.3.Extraction de caractéristique.....	43

Sommaire

II.2.1.4. Seuillage fixe	44
II.2.1.5. Phase de test.....	44
II.2.1.5. Base de données du notre système.....	44
II.2.2. Le sous système de test.....	45
II.2.2.1. Calcul de la distance	45
III. Conclusion.....	46

Chapitre IV : Réalisation

I. Introduction.....	47
II. Les outils de développements.....	47
II.1. Système d'exploitation	47
II.2. Langage de programmation	47
II.3. Le langage SQL	48
II.4. IDE Eclipse	48
II.5. Le SGBD Postgre SQL.....	49
III. Présentation de notre système.	49
III.1. Les interfaces de notre système	50
III.1.1. Interface d'accueil	50
III.1.2. Interface de reconnaissance de la flamme	50
III.1.3. Le fonctionnement de système	51
V. Conclusion.....	52

Conclusion générale	53
---------------------------	----

Bibliographie

Table de figures

Figure 1.1 : Détection de mouvement avec la soustraction de frame	09
Figure 1.2 : Propriétés de Pixel de flamme dans l'espace de RVB	10
Figure 1.3 : La détection de bord prudente est employée pour trouver des contours	13
Figure 1.4 :L'algorithme de CAM Shift	14
Figure 1.5 : Détection de mouvement avec CAM Shift.....	15
Figure 2.1 : méthode Split & Merge	23
Figure 2.2 : méthode par optimisation	23
Figure 2. 3 : Composants utilisés avec le système Ganga pour la définition, la soumission et le contrôle des Jobs et le contrôle de particle physics Grid	27
Figure 2.4 : domaines implémentés par Imense.....	27
Figure 2.5 : Vue en couche de l'analyse des images et le processus de reconnaissance par Imense Ltd.....	28
Figure 2.6 : analyse du visage humain.	29
Figure 2.7 : Indexation multimédia.....	31
Figure 2.8 : La phase d'indexation hors-ligne	32
Figure 2.9 : la phase de recherche en-ligne.....	33
Figure 3.1 : Système de reconnaissance des flammes.....	36
Figure 3.2 : Exemple de filtrage moyenne	39
Figure 3.3 : Exemple montre le changement de flou par l'augmentation filtre	39
Figure 3.4 : Calcul de la matrice de cooccurrence.....	41
Figure 3.5 : La base de données d'apprentissage	45
Figure 4.1 : Interface JAVA Eclipse	49
Figure 4.2 : interface d'accueil	50
Figure 4.3 : interface de reconnaissance de flamme	51
Figure 4.4 : Reconnaissance de 10 images.....	52

Introduction générale

Au sein de développement de la science, on ne peut nier le rôle de l'image numérique, un support important des applications dans de très nombreux domaines tel que l'imagerie médicale, la photographie, l'image satellitaire et demain industriel.

De ce fait, parmi une série d'opérations effectuées sur les images, le traitement d'image qui est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celle-ci, dans le but d'améliorer sa qualité et d'en extraire des informations jugées pertinentes. Cependant, une opération fondamentale dans ce processus (traitement d'image) consiste en l'analyse de texture.

Le but de l'analyse de texture est d'extraire les propriétés caractéristiques de l'objet dans une image d'une flamme et de les exprimer sous une forme de vecteur de caractéristiques.

L'objectif de notre travail est la reconnaissance des images des flammes extraite à partir des séquences vidéo capturées par les caméras à base de leur contenu (texture). Pour atteindre notre objectif en utilisant la matrice de cooccurrence

Pour mener à bien notre travail, nous avons organisé ce dernier en quatre chapitres comme suit :

Dans le premier chapitre, nous exposons les détecteurs des flammes, puis les travaux réalisés pour détecter les flammes et enfin, nous présentons les méthodes utilisées pour la détection de la flamme dans des séquences vidéo.

Dans le deuxième chapitre, nous essayerons néanmoins d'en donner une définition générale de texture. Et nous présentons quelque technique de traitement d'image, puis nous décrivons le système CBIR à base des grilles.

Dans le troisième chapitre, nous présentons l'architecture de notre système de reconnaissance des flammes, la description générale et détaillée de ses diverses parties ainsi que leur fonctionnement et les différents algorithmes utilisés pour réaliser notre système.

Dans le quatrième chapitre, nous décrivons l'implémentation de notre système de reconnaissance des flammes et les essais expérimentaux pour évaluer la performance du système réalisé.

I. Introduction :

L'incendie sur les lieux de travail est un sujet très préoccupant et d'actualité permanente. Chaque année, des victimes sont à déplorer lors d'incendies d'établissements industriels et commerciaux.

Il existe des méthodes de détection de feu visuelle comptent presque exclusivement sur employer d'analyse spectrale rare et habituellement équipement coûteux de spectroscopie. Ceci limite la détection de feu à ces individus qui peuvent se permettre le prix élevé du sondes chères qui sont nécessaires pour appliquer ces méthodes.

Dans ce chapitre, nous entamons la détection de la flamme, les travaux déjà réalisé et les méthodes utilisent pour la détection des flammes dans les séquences vidéo.

II. Un détecteur :

Est un dispositif technique qui change d'état en présence de l'élément ou de la situation pour lequel il a été spécifiquement conçu. Des fonctions supplémentaires peuvent apporter des précisions qualitatives ou quantitatives sur la nature du phénomène observé.

II.1.Les détecteurs de flammes : [1]**II.1.1.les détecteurs de flamme :**

Détecteurs réagissant au rayonnement émis par les incendies, en particulier le rayonnement ultraviolet et le rayonnement infrarouge. Ces détecteurs possèdent une cellule sensible aux rayonnements IR (Infra Rouge) ou UV (Ultra Violet).Les détecteurs IR travaillent généralement dans la bande lumineuse du carbone de manière à éviter les fausses alarmes.

II.1.2. Principe de fonctionnement :

Les détecteurs de flamme sont des détecteurs optiques à infrarouge (IR) ou ultraviolet (UV).Ces détecteurs réagissent au rayonnement modulé émis par les flammes. Les rayons infrarouges ou ultraviolets sont décelés par des cellules photorésistantes. Mais du fait que ces rayons sont

nombreux dans l'environnement de l'entreprise (soleil, appareils de chauffage, lampes à incandescence, arcs électriques...), ces détecteurs ne tiennent compte que des rayonnements vacillants caractéristiques des flammes (dans une gamme d'ondes bien précise) et mettent en œuvre un traitement du signal très élaboré. Les détecteurs à optiques de flammes sont utilisés pour des locaux de grand volume où la fumée risque de mettre trop de temps à les atteindre (hangar d'avion par exemple) ou dans les locaux abondamment ventilés. De plus, en raison de la précocité de leur réponse (dizaines de millisecondes à quelques secondes), ils sont également utilisés dans les zones à haut-risque (raffineries, procédés industriels, atmosphères explosives).

Les détecteurs infrarouge (IR : 5-50 HZ) sont les détecteurs de flamme les plus utilisés (grande variété des capteurs utilisables, coût réduit, emploi aisé). Les capteurs les plus utilisés sont les cellules au silicium ou au sulfure de plomb.

a. Les points forts des détecteurs infrarouges sont :

- la détection à travers les fumées,
- leur performance sur les mauvais taux de combustion,
- la détection de la plupart des feux d'hydrocarbures (liquides, gaz, solides),
- leur coût.

Il existe également des détecteurs de flammes qui travaillent dans le spectre ultraviolet

(UV : 200-270 nm). Leur utilisation n'est conseillée que dans le cas où l'on recherche un temps de réponse très bref et ce, pour des feux de matières très combustibles (gaz, solvants, métaux).

Dans le spectre ultraviolet sont : les détecteurs qui travaillent dans le spectre ultraviolet

b. Les points forts de détecteurs qui travaillent dans le spectre ultraviolet sont :

- une grande sensibilité (détection à plusieurs mètres d'une petite flamme),
- un grand angle de vision (160° sur les premiers mètres),
- l'insensibilité à la vapeur d'eau,
- la détection de feux d'hydrocarbures,

- la détection de feux non carbonés (métaux, hydrogène, ammoniac...).

c. Les avantages de détecteurs de flamme qui combinent les deux technologies (UV/IR) :

- un niveau d'alarmes intempestives faible,
- une sélectivité aux feux d'hydrocarbures,
- un temps de réponse de l'ordre de quelques centaines de millisecondes,
- un large cône de vision.

II.1.3. Limitations

De façon générale, les détecteurs de flamme doivent être en mesure de voir le feu. Par conséquent, la zone dans laquelle ils sont implantés ne doit pas être encombrée. Les détecteurs de flamme I.R. sont particulièrement sensibles aux phénomènes suivants :

- les rayonnements IR intenses et aléatoires (rayonnement direct du soleil, éclairage de forte puissance...) ainsi que les rayonnements modulés de longue durée (réflexion de la lumière, éclairage vacillant, vibration du point de fixation),
- la présence d'eau, Ils sont peu performants sur les combustions très vives (gaz de méthane, acétylène, GPL...).

Les détecteurs de flamme U.V. sont particulièrement sensibles aux phénomènes suivants :

- aux rayonnements U.V. émis par certains éclairages artificiels (mercure ou xénon), par les arcs électriques et par la foudre,
- aux atmosphères poussiéreuses, brumeuses (aérosols) ou enfumées (la fenêtre transparente risque d'être encrassée).

III. Comment un feu se déclenche [2]

III.1. Les principes

Les sources d'inflammation possibles sont variées.

Les principales sont :

- flamme nue ou solide incandescent,
- point chaud provoqué par un effet Joule ou par une friction, foudre,
- étincelle électrique ou électrostatique,
- compression adiabatique d'un gaz (qui donc s'échauffe).

Les causes d'inflammation peuvent être naturelles (foudre), humaines (imprudence, malveillance) ou technologiques.

Les substances sont plus ou moins sujettes à l'inflammation en présence d'un comburant et d'une source d'énergie.

On a recours aux grandeurs caractéristiques suivantes :

III .2. Les caractéristiques de l'inflammation

- **point d'éclair** : température d'un liquide à partir de laquelle il produit suffisamment de vapeurs pour s'enflammer en présence d'une source d'inflammation spécifiée (essence : 46°C),
- **température d'auto-inflammation** : température à laquelle une substance s'enflamme spontanément, la source d'inflammation étant la chaleur de la substance (essence : 280°C),
- **limite inférieure d'inflammabilité ou LII** : concentration minimale d'un gaz dans l'air pour former un mélange capable d'être enflammé par une source d'inflammation spécifiée (hydrogène : 4%, méthane : 5%) ; en dessous de la LII, le mélange est dit « trop pauvre » en combustible pour brûler,
- **limite supérieure d'inflammabilité ou LSI** : concentration maximale d'un gaz dans l'air pour former un mélange capable d'être enflammé par une source d'inflammation spécifiée

(hydrogène : 75%, méthane : 15%) ; au dessus de la LSI, le mélange est dit « trop riche » en combustible pour brûler.

IV. La détection du feu [3]

La détection des feux sur site industriel est généralement réalisée à l'aide de capteurs thermiques ponctuels répondant au flux émis par la flamme. Alors, pour obtenir une bonne couverture de l'espace à surveiller, il est nécessaire de mailler celui-ci à l'aide de nombreux capteurs. Par ailleurs, selon la position du feu par rapport aux capteurs, les temps de réponse de ces derniers peuvent être longs. A titre d'exemple, un capteur utilisant un thermocouple K dont l'extrémité est noircie réagit en 20 à 80 secondes (moyen ~ 45 secondes) devant un feu généré par la combustion d'un composé organique placé dans une coupelle de 100 mm de diamètre à 3,5 ou 10 m. Ceci montre les faiblesses spatiales (localisation) et temporelles d'un tel dispositif confronté à une combustion très rapide : Il faudra un maillage « fin » pour bien localiser l'événement et réagir vite.

Dans le domaine infrarouge, l'énergie émise par une flamme de diffusion d'air et de composés organiques se concentre à l'intérieur de bandes spectrales particulières. Ces bandes se situent vers [2-3 μm] ou [3-5 μm] avec des raies d'émission caractéristiques liées au CO₂ (4,3 – 2,7 μm) ou H₂O (2,7 μm) avec parfois apparition d'un rayonnement étendu liés à des suies (C₂) selon la formule moléculaire du combustible considéré. Il est donc possible d'utiliser celles-ci en effectuant, par exemple, des rapports d'énergie sur deux bandes pour procéder à la détection d'un feu, ceci à des instants différents afin de mettre à profit l'aspect fluctuant de la flamme par rapport à un autre phénomène fixe rayonnant dans les mêmes bandes (exemple : une lampe à incandescence).

Des capteurs optiques ponctuels bas-coût et rapides, fonctionnant dans l'infrarouge en multi bandes, sont donc utilisés dans le secteur industriel car les caméras infrarouges permettant d'obtenir une image « thermique » de la scène observée sont encore coûteuses, fragiles et ont été surtout utilisées pour des travaux de laboratoires sur la combustion. Cet aspect multi bandes IR a été étendu au domaine UV en combinant les résultats des analyses issus de l'IR et de la bande UV située vers 240-280 nm (pas de rayonnement solaire « parasite » dans cette bande) ; on parle alors de détecteurs ponctuels multi IR confirmés UV.

L'augmentation du nombre des bandes spectrales de détection permet donc d'affiner la signature du phénomène observé, de l'isoler et donc de mieux le détecter parmi d'autres sources parasites ou « interférents » présents sur la plupart des sites industriels (lampes, arcs..etc.). Cependant, il demeure difficile d'être complètement insensible à la présence de phénomènes parasites. C'est la raison pour laquelle, les approches les plus récentes utilisent des caméras CCD, celles-ci peuvent être bas-coût : ~1/10 du coût d'une caméra IR et elles permettent la reconnaissance de la forme d'un objet à l'aide d'analyses d'images.

V. Les travaux réalisés

V.I. Mise en œuvre d'un réseau de senseurs sans fil pour la détection d'un incendie [4]

V.I.1.Un senseur

Est un dispositif de taille extrêmement réduite, qui permet d'acquérir des données sur son environnement puis de les analyser et les communiquer via les ondes radio à une autre entité (senseurs, unité de traitements...).

V.I.2.Un réseau de senseurs sans fil (WSN) :

Est un réseau informatique composé de dispositifs autonomes distribués dans un espace géographique utilisant des senseurs pour surveiller les conditions physiques ou environnementales telles que la température, la lumière, le son, les vibrations et l'humidité dans différents emplacements. Les réseaux de senseurs sont une catégorie spéciale de réseaux ad hoc sans fil.

V.I.3.Caractéristiques des réseaux de senseurs sans fil :

Les réseaux de senseurs sans fil se caractérisent généralement par :

- la sécurité.
- l'absence d'adressage fixe des senseurs.
- la limitation d'énergie, leur modèle de communication.
- et leur densité de déploiement.

La sécurité des senseurs communiquant selon un media sans fil et qui sont déployés dans des endroits hostiles, est moins bien garantie. Les WSNs se caractérisent également par l'absence d'adressage fixe qui est non définie au préalable.

V.I.4.Principe

Le principe de base pour détecter les incendies en utilisant les WSNs consiste à déployer des senseurs pour couvrir une zone cible. Ces senseurs devraient être capables de recueillir plusieurs types de données, comme la température, l'humidité et l'intensité lumineuse.

Généralement, trois types de senseurs sont utilisés. Le premier type s'occupe de recueillir les données concernant le milieu où ces senseurs sont déployés. Ces données sont transmises via des liens radio aux senseurs du deuxième type. Le deuxième type de senseurs sont les sinks et ont pour rôle de traiter les données qui proviennent des senseurs du premier type. Ce type de senseurs transmet les données traitées à la passerelle via des liens radio. Leur nombre est beaucoup moins élevé que le nombre de senseurs déployés. Le troisième type de senseurs regroupe les passerelles. Ces dernières sont connectées directement à un ordinateur via un port USB (Universal Serial Bus). Leur rôle est de transmettre les données reçues des sinks directement à l'ordinateur. Dans ce cas, une seule passerelle est suffisante pour transmettre les données. En plus des senseurs, il faut avoir un équipement qui reçoit les données et qui les affiche aux utilisateurs. Généralement, les utilisateurs utilisent des ordinateurs pour afficher ces données. On peut aussi utiliser d'autres équipements pour avoir beaucoup de détails concernant les incendies et pour mieux les localiser, comme le GPS (Global Positioning System), des caméras et des stations de base. Par exemple, Lloret et al. On utilise des caméras dans un réseau de senseurs sans fil pour avoir des images et des vidéos réels sur l'incendie. L'utilisation des caméras est surtout utile pour valider la présence d'incendie et éviter les fausses alarmes.

VI. Les méthodes pour la détection de la flamme dans les séquences vidéo : [5]

Il existe trois méthodes pour détecter la flamme dans les séquences vidéo utilisant le mouvement de la flamme, la couleur et les propriétés de clignotement

VI. 1. Méthode de soustraction de segment vidéo pour la détection de flamme :

Cette méthode détecte d'abord le mouvement dans la vidéo et puis, elle contrôle si les pixels mobiles ont la couleur de la flamme.

VI.1.1.détection du mouvement

Le système recherche s'il y a un mouvement continuant dans les frames conséquents. La méthode proposée pour la détection de mouvement est par soustraction de frame. En soustrayant les frames conséquents entre eux, le secteur où le mouvement se produit peut être détecté. Afin d'enlever des détections fausses provoquées par le mouvement de l'appareil-photo, la différence des Pixel appartenant aux secteurs en dehors du mouvement peut également être calculée et alors soustraite de tous les Pixel. Cette méthode enlève la nécessité d'employer un appareil-photo stable.



Figure 1.1 : Détection de mouvement avec la soustraction de frame

VI.1.2.détection de la couleur

Les Pixel conséquents qui appartiennent à une flamme ont certaines propriétés. Selon des travaux précédents [6], le nuage de couleur de feu d'échantillon dans l'espace de RVB (a), et les sphères centrées aux moyens des distributions gaussiennes avec le rayon deux fois l'écart type (b) sont montrés sur le Figure1.2.

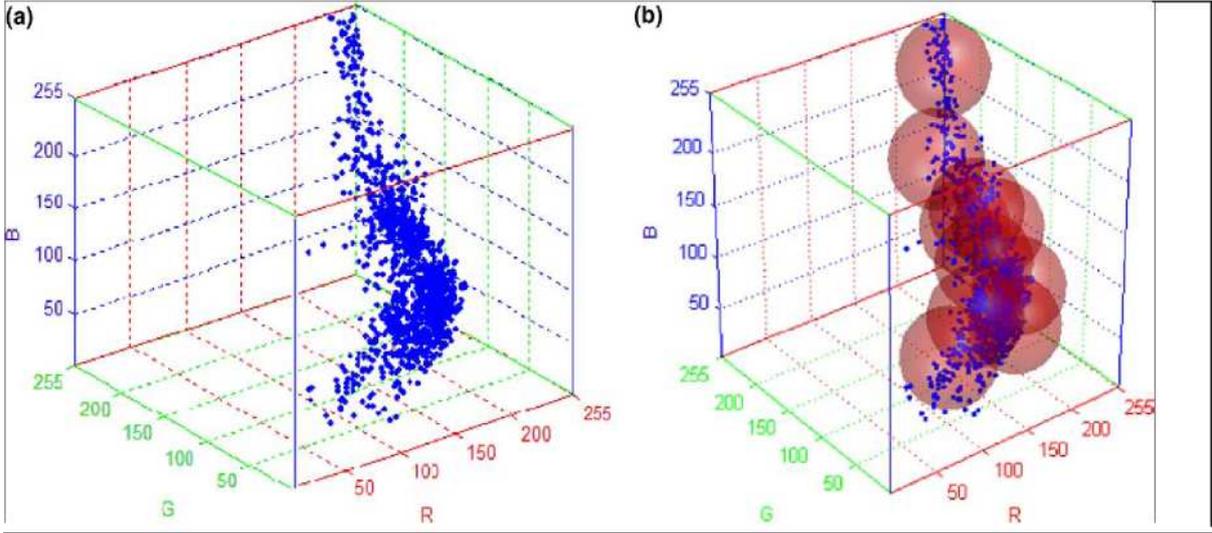


Figure 1.2 : Propriétés de Pixel de flamme dans l'espace de RVB [6]

Le modèle de couleur du feu et de flamme proposé dedans [7] définit des Pixel de flamme. Dans l'espace de RVB, il doit y a une relation des canaux de couleur entre R, de G et de B qui est : $R > G > B$. R a pour avoir une valeur plus élevée qu'un seuil prédéterminé R_T . Depuis des états d'éclairage dedans le fond peut causer le ressembler de Pixel de non-flamme aux Pixel de flamme, Valeurs de saturation de Pixel sous la nécessité d'inspection a également une valeur plus élevée qu'un certain seuil prédéterminée S_T . S_T est la valeur de la saturation quand la valeur du canal de R est R_T . Ainsi les conditions que nous prenons pour un Pixel de flamme sont :

1. $R > R_T$
2. $R > G > B$
3. $S > (255 - R) * S_T / R_T$

VI.1.3. Les avantages de la méthode

- Il est facile d'appliquer la méthode
- Chaque Pixel dans frame est vérifié
- N'a pas besoin d'un appareil-photo stable

VI.1.4. Les inconvénients de la méthode

- A besoin de plus de capacité de traitement pour chaque pixels de la flamme

VI.2. Méthode de CAM Shift pour la détection de flamme

Cette méthode détecte d'abord les contours des images par détection de bord. Si les couleurs de la plupart des Pixel appartenant à ces contours ont des propriétés de couleur de flamme, on doit vérifier si elles sont dans le secteur détecté par mouvement de l'image en utilisant l'algorithme de CAM Shift. Si c'est le cas, le secteur a entouré par le contour est marqué comme flamme.

VI. 2.a. Segmentation et détection de contour

Puisque les secteurs qui appartiennent au feu dans une image vidéo qui est transformée en niveau gris auront des valeurs de couleur près de blanc, on peut utiliser une méthode de segmentation comme celle qui implémente l'algorithme prudent (canny algorithme) pour segmenter ces secteurs. Une fois que les secteurs détectés, l'information des coordonnées des Pixel qui appartiennent aux frontières de ces segments peut être atteinte. Afin de réduire la possibilité de choisir des segments faux, il peut vérifier si la moitié des Pixel de contour a la couleur de la flamme en utilisant la technique de la méthode précédente.

VI.2.a.1.algorithme prudent (canny algorithm) de détection de bord

L'algorithme prudent (canny) a été conçu pour être utilisé comme un détecteur optimal de bord. Il prend comme entrée une image en niveau de gris, et produit comme sortie une image montrant les positions de détection d'intensité de discontinuités.



Figure 1.3 : La détection de bord prudente est utilisée pour trouver des contours

VI.2. b. détection du mouvement

Nous devons assurer que les contours colorés de flamme sont en mouvement. Afin de détecter le mouvement, on utilise l'algorithme CAM Shift (Continuously Adaptive MeanShift), comme cet algorithme à besoin de choix initial de l'objet pour être dépisté, la zone initiale du cheminement est déterminée à l'aide d'une méthode utilisée pour la détection des contours et des couleurs. Un assez grand (100-160 Pixel longtemps) secteur rectangulaire d'un contour du feu est choisi pendant qu'on vérifie la zone de cheminement initiale et si les contours de feu colorées détectées avec la méthode précédente appartiennent au secteur où le mouvement est détecté.

VI.2. b. 1. Algorithme de CAM Shift (Continuously Adaptive Meanshift)

La figure 1.4 récapitule l'algorithme CAMS Shift. Pour chaque frame vidéo, l'image capturée est convertie en image de distribution de probabilité de couleur par l'intermédiaire d'un modèle d'histogramme de couleur, par exemple, couleur de chair dans le cas du cheminement de visage. Le centre et la taille de l'objet de couleur sont trouvés en utilisant l'algorithme de Cam Shift sur l'image de probabilité de couleur. La taille et l'endroit courant de l'objet dépisté sont utilisés pour initialiser la taille et l'endroit de la zone de recherche dans le prochain segment vidéo. Le processus est alors répété pour un cheminement continu.

L'algorithme est une généralisation de l'algorithme moyen de décalage, marqué par la couleur grise sur la figure 1.4.

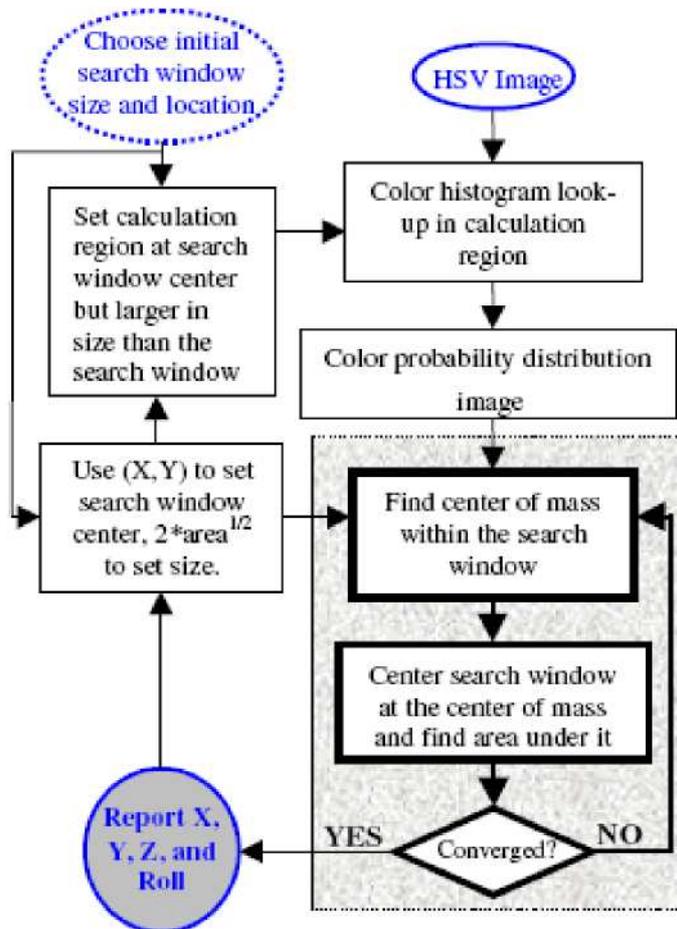


Figure 1.4. L'algorithme de CAM Shift

Les étapes de l'algorithme de CAM Shift

- Choisir la taille de fenêtre de recherche.
- Choisir l'endroit initial de la fenêtre de recherche.
- Calculer l'endroit moyen dans la fenêtre de recherche.
- Centrer la fenêtre de recherche à l'endroit moyen calculé dans l'étape 3.

- Répéter les étapes 3 et 4 jusqu'à ce que le centre de fenêtre de recherche converge, c.-à-d., jusqu'à ce qu'il se soit déplacé pour une distance moins que le seuil de pré réglage.



Figure 1. 5 : Détection de mouvement avec CAMShift

VI.2. c. Avantages de la méthode

- Prendre en considération les Pixels de contour seulement, au lieu de la zone entière
- Le secteur en mouvement est considéré comme région d'intérêts, ainsi la capacité de traitement n'est pas utilisée pour la zone entière

VI.2. d. Inconvénients de la méthode

- CAM Shift traite une seule zone à la fois, et s'il y a deux zones qui contiennent des flammes, l'une d'entre elles peut être ignorée.

VI.3. Méthode de FFT pour la détection de flamme

A l'aide de la transformée de Fourier, on vérifie si la fréquence des valeurs moyennes des Pixel de contours colorés par les couleurs du feu changent avec une fréquence près de 10Hz, qui est un indicateur d'une flamme. Il est possible de calculer la valeur rouge moyenne des contours trouvées et de vérifier si ces valeurs clignotent, ou changent en d'autres termes leurs valeurs avec une fréquence près de 10Hz. La présence des contours colorées par la couleur du feu, changeant leurs valeurs de Pixel avec une fréquence est un indicateur de flamme

VI.3.1. Transformée de Fourier

La transformée de Fourier est un outil important de traitement d'images qui est utilisé pour décomposer une image en un ensemble de composants sinusoïdales. Le rendement de la transformation représente l'image dans le domaine de Fourier ou de fréquence, alors que l'image d'entrée est l'équivalent spatial de domaine. Dans l'image de domaine de Fourier, chaque point représente une fréquence particulière contenue dans l'image spatiale de domaine. La transformée de Fourier est utilisée dans plusieurs domaines d'applications, tel que l'analyse d'image, le filtrage, la compression et la synthèse d'image.

VII. Conclusion :

L'image de flamme extraite des vidéos capturées par les caméras étant l'objet de notre travail, ce chapitre nous a permis de prendre connaissance de l'ensemble des capteurs.

En effet, après avoir défini la notion de détecteur nous avons présentés un ensemble de méthodes utilisés pour détecte les flammes dans les séquences vidéo.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter les méthodes et les outils utilisés dans le traitement d'images des flammes.

I. Introduction

L'objectif de notre travail est la reconnaissance des flammes à partir des images extraites des vidéos prises par des caméras de surveillance. Ainsi, dans ce chapitre nous allons présenter les techniques de Traitement d'images utilisé par les Systèmes de recherche des images à base de leurs contenus (CBIR) , telle que le filtrage qui permet d'éliminer le bruit et d'améliorer la caletée visuelle de l'image, et la segmentation consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions connexes.

II. Texture

La texture s'est avéré une information importante pour la caractérisation du contenu d'une image. Fondamentalement la texture est définie comme la répétition d'un motif créant une image visuellement homogène. Plus précisément, la texture peut être vue comme un ensemble de pixels (niveaux de gris) spatialement agencés selon un certain nombre de relations spatiales, ainsi créant une région homogène.

III. La matrice de Cooccurrence

C'est une méthode statistique d'ordre supérieur proposée par Haralick [8], elle permet une analyse plus précise, elle est largement utilisée dans l'analyse de la texture des images, et donne des résultats satisfaisants pour différents types d'images [9]. Elle est plus simple à mettre en œuvre, elle permet de déterminer la fréquence d'apparition d'un motif formé par deux pixels, elle utilise deux paramètres, 'd' la distance entre les pixels et θ l'angle de la droite reliant ces 2 pixels par rapport à l'horizontale. Une image avec un niveau de gris N est définie par une matrice de cooccurrence $\phi(d, \theta)$ de taille N. La matrice de cooccurrence extraite de l'image n'est pas utilisée directement, elle est exploitée à partir des informations qu'elle peut contenir.

Haralick a défini 14 caractéristiques statistiques qui permettent une meilleure discrimination entre les différents types de textures, et d'estimer la similarité entre les matrices de cooccurrence. Les caractéristiques de Haralick les plus utilisées sont : l'énergie, l'entropie, le contraste et le moment inverse de différence.

$$\text{L'énergie (T1)} : \sum_i \sum_j p_d^2(i, j) \quad (1)$$

$$L'entropie (T2): - \sum_i \sum_j p_d(i, j) \log p_d(i, j) \quad (2)$$

$$\text{Le contraste (T3): } \sum_i \sum_j (i - j)^2 p_d(i, j) \quad (3)$$

$$\text{Le moment inverse de différence (T4): } \sum_i \sum_j \frac{p_d(i, j)}{(i - j)^2}, i \neq j \quad (4)$$

La distance D entre deux images $Img1$ et $Img2$ est définie par le calcul de distance entre les caractéristiques de Haralick :

$$D_{Img1, Img2} = \sqrt{(T1_{Img1} - T1_{Img2})^2 + (T2_{Img1} - T2_{Img2})^2 + (T3_{Img1} - T3_{Img2})^2 + (T4_{Img1} - T4_{Img2})^2}$$

Où

$T1_{Img1}$: L'énergie de l'image $Img1$.

$T1_{Img2}$: L'énergie de l'image $Img2$.

$T2_{Img1}$: L'entropie de l'image $Img1$.

$T2_{Img2}$: L'entropie de l'image $Img2$.

$T3_{Img1}$: Le contraste de l'image $Img1$.

$T3_{Img2}$: Le contraste de l'image $Img2$.

$T4_{Img1}$: Le moment inverse de différence de l'image $Img1$.

$T4_{Img2}$: Le moment inverse de différence de l'image $Img2$.

Une seconde approche qui se fonde sur l'utilisation des matrices de cooccurrence, appelée (Color Co-occurrence Matrix [10] (CCM)), cette méthode est utilisée pour capturer la variation des couleurs dans une image.

CCM est représentée comme une matrice tridimensionnelle, où la paire coloré des pixels p et Np est située dans la première et la seconde dimension de la matrice, et la distance spatiale 'd' entre ces deux pixels est située dans la troisième dimension.

La méthode CCM peut être utilisée avec l'espace de couleur HSV [11] ou avec l'espace RGB (Red, Green, Blue).

Dans les deux cas, on obtient six matrices de cooccurrence, multipliées par le nombre de paramètres de Haralick choisis, on aura comme résultat, une trentaine de paramètres qui aident à la reconnaissance et la classification des images.

IV. Filtrage

Le filtrage est une opération de voisinage appliquée à un pixel, où sa nouvelle valeur est remplacée par le résultat d'une fonction appliquée sur lui ainsi que sur ses voisins. L'objectif de cette étape est l'amélioration de l'image numérique pour augmenter la qualité de son rendu visuel et à sa simplification pour faciliter les opérations d'analyses ultérieures, ils existent plusieurs types de filtres :

IV.1. Filtrage dans le domaine spatial

Le filtrage spatial est une méthode, en optique, permettant de sélectionner la partie spatiale de la lumière qui nous intéresse.

Contrairement au filtrage temporel, on ne s'intéresse pas à la fréquence temporelle (les couleurs), mais aux fréquences spatiales (la forme de l'image).

Les méthodes de filtrage dans le domaine spatial portent sur les pixels de l'image :

$g(x,y) = T [f(x,y)]$ où $f(x,y)$ est l'image d'entrée, $g(x,y)$ est l'image de sortie et T représente l'opérateur sur f .

Le processus de filtrage dans le domaine spatial consiste à avancer un masque de filtre d'un pixel de l'image à un autre, les filtres dans ce domaine sont regroupés en deux catégories :

Les filtres lisseurs : comme le filtre Gaussien et le filtre moyenneur dans lequel l'image de sortie est représentée par la moyenne des pixels de voisinage du masque appliqué.

Les filtres d'accentuation des bords : tel que le filtre de Sobel et Laplace, leur objectif est de mettre en évidence les détails dans une image, ou d'augmenter le détail qui a été troublé par erreur ou comme un effet naturel d'une méthode particulière d'acquisition d'image [12].

IV.2. Filtrage dans le domaine fréquentiel

Utilisé sur les images au niveau de gris et les images binaires pour enlever le bruit [13].

Le principe du filtrage en fréquences d'une image est de prendre la TF (Transformée de Fourier) de l'image à filtrer, multiplier le spectre obtenu par la fonction de transfert du filtre, puis prendre la TF inverse pour produire l'image filtrée.

Le lissage par réduction du contenu hautes fréquences, ou le rehaussement de contours par augmentation des composantes hautes fréquences vis à vis des basses fréquences, proviennent de concept directement reliés à la transformée de Fourier.

En effet, l'idée de filtrage linéaire est beaucoup plus intuitive dans le domaine fréquentiel.

En pratique, les masques spatiaux sont utilisés beaucoup plus que la TF du fait de leur simplicité d'implémentation et de leur rapidité.

Mais la compréhension des phénomènes dans le domaine fréquentiel est indispensable pour résoudre des problèmes difficilement appréhendables avec des techniques spatiales.

V. Segmentation

La segmentation des images est l'une des étapes les plus importantes en traitement d'images, elle consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions connexes.

L'intérêt de la segmentation est de pouvoir manipuler les régions via des traitements de haut niveau pour extraire des caractéristiques de formes, de position, de taille, etc.

La segmentation d'images est un traitement de bas niveau, il consiste à créer des partitions homogènes dans l'image afin d'y extraire les informations utiles pour son interprétation.

Il existe une multitude de techniques de segmentation, le choix d'une technique dépend des opérations situées en aval, des primitives à extraire ou des contraintes d'exploitation.

Le problème est évidemment très mal posé, car on ne sait jamais dire quelle est la segmentation idéale.

On peut dégager des propriétés les plus raisonnables qu'on cherche à obtenir dans un algorithme de segmentation, en particulier:

- Stabilité : la segmentation obtenue ne doit pas varier beaucoup lorsque les conditions d'acquisition varient légèrement (bruit, illumination, point de vue,...)
- Régularité : les régions obtenues doivent être simples à manipuler (taille suffisante, forme régulière,...)

V.1.Méthodes statistiques

A .Histogrammes et Segmentation

Les méthodes par histogrammes sont généralement rapides à calculer et peu sensibles au bruit, mais elles n'intègrent pas (ou peu) d'information géométrique sur les régions.

Ce sont des méthodes globales, au sens où la décision d'appartenance d'un pixel à une région dépend toujours de l'image entière.

B. Segmentation par sélection récursive sur histogrammes

L'histogramme d'une image représente la répartition des valeurs des composantes couleurs des pixels formant l'image.

Ainsi, des régions ayant des caractéristiques communes dans l'image couleur font apparaître des modes délimités par des seuils dans les histogrammes couleurs. La segmentation par l'analyse de ces histogrammes consiste à détecter les modes représentatifs de ces régions, et à déterminer les seuils à appliquer.

V.2.Méthodes géométriques

Ces algorithmes intègrent naturellement les propriétés topologiques, et aussi parfois géométriques des régions.

Ils ont comme inconvénients de mal déterminer les frontières entre régions.

C. Croissance de régions (Region growing) [10]

Consiste à regrouper les pixels vérifiant un critère d'homogénéité, ce critère peut être de différentes natures, le plus simple étant la comparaison des niveaux de gris des pixels selon un seuil.

La méthode est développée initialement par Muerle et Allen en 1968.

Cette approche consiste à choisir, d'abord, des germes de régions, puis à faire croître chaque germe en intégrant progressivement des pixels voisins à ces germes par exemple :

$$|I(x) - \mu_R| < \text{seuil}$$

Ou bien :

$$\begin{cases} \min \{ |I(x) - I(y)| ; y \in R \cap V(x) \} < \text{seuil} \\ |I(x) - \mu_R| < 2\sigma_R . \end{cases}$$

Dont :

R : un germe de région initialiser à un pixel un groupe de pixels (*seed*).

μ_R : Certaines moyennes de la région R .

σ_R : Ecart-type de la région R .

On peut également ajouter des critères géométriques de régularité, comme par ex :

$R \cap V(x)$ est de cardinal au moins 3 et possède une seule composante connexe.

Dans cette méthode, deux facteurs agissent sur le résultat de la segmentation : le premier est le choix des germes initiaux, le second est la condition d'arrêt de la croissance de régions.

D .Décomposition/fusion (Split & Merge)[14]

L'idée des algorithmes de type « Split & Merge » est de produire automatiquement une partition initiale en régions petites (Split), qui vont ensuite croître en se regroupant (Merge).

La partition initiale (Split) est réalisée en divisant récursivement l'image en régions de tailles identiques lorsqu'un certain critère d'homogénéité n'est pas satisfait (par ex: R est divisée si

$$\sigma_R > \text{Seuil}).$$

Lors de cette phase, le graphe d'adjacence, ou Region Adjacency Graph (RAG) est créé : à chaque région est associé un sommet du graphe, et des arêtes relient les sommets correspondants à deux régions qui se touchent.

La phase de regroupement (Merge) utilise le RAG pour modifier la partition initiale : pour chaque sommet R du RAG, on cherche s'il existe un sommet R' voisin dans le RAG et de

valeur suffisamment proche, et si c'est le cas, on les fusionne (par ex: R et R' sont fusionnées si $|\mu_R - \mu_{R'}| < \text{seuil}$).

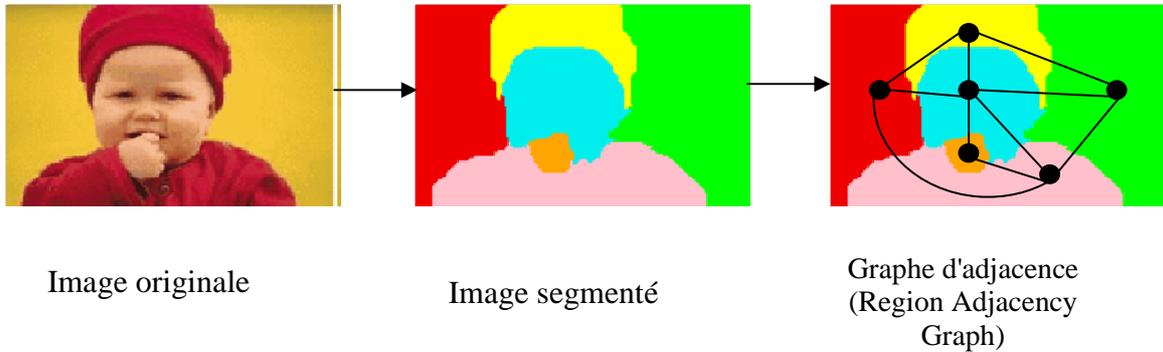


Figure 2.1: méthode Split & Merge

V.3.Méthodes par optimisation

Dans les méthodes par optimisation, le problème de la segmentation est formalisé par l'estimation d'une fonction f bidimensionnelle, en minimisant une fonctionnelle de coût K qui va dépendre de l'image analysée.

La fonction f représente l'image segmentée par ses restrictions f_i sur chaque région R_i .

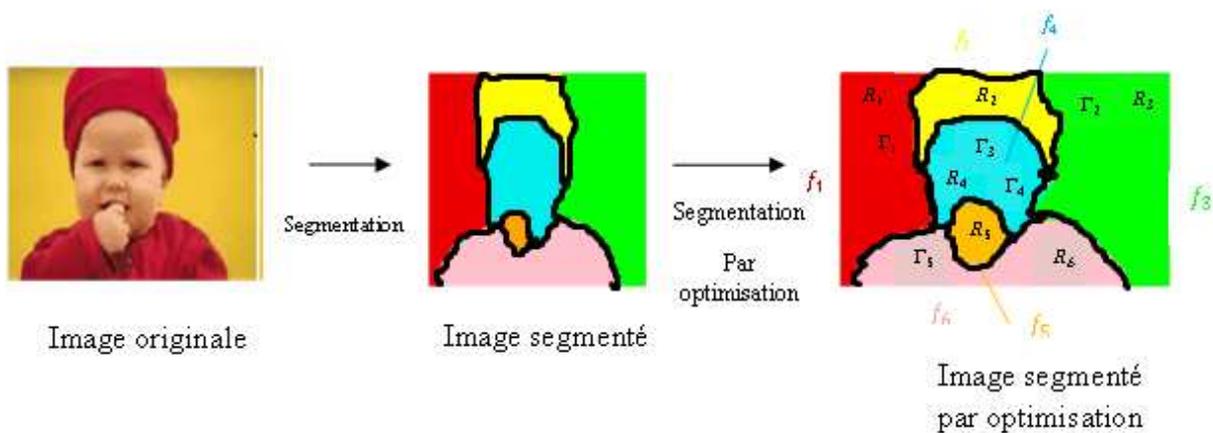


Figure 2.2: méthode par optimisation.

- I l'image analysée.
- $\{R_i\}_{i \in P}$ la partition (segmentation) calculée.

- $\{\Gamma_j\}_{j \in Q}$ les courbes frontières (contours) associées à la segmentation.
- f la fonction recherchée, représentant l'image I segmentée.

La fonction f est représentée par ses restrictions f_i sur chaque région R_i , soit :

$$F \equiv \{f_i\}_{i \in P}$$

Dans cette approche, le problème de la segmentation consiste à minimiser :

$$K(I, f, R, \Gamma) = \underbrace{\mu^2 \sum_{i \in P} \int_{R_i} (I(x, y) - f_i(x, y))^2 dx dy}_1 + \underbrace{\sum_{i \in P} \int_{R_i} \|\nabla f_i(x, y)\|^2 dx dy}_2 + \underbrace{v \sum_{j \in Q} \int_{\Gamma_j} dl}_3$$

- 1 : Terme de ressemblance à l'image originale.
- 2 : Terme de régularité des fonctions sur chaque région.
- 3 : Terme de simplicité géométrique (longueur des frontières).

VI. Classification

La classification consiste à extraire les différentes caractéristiques de l'image, ces derniers sont liées à la géométrie de l'image et à ses colorimétries (nombre de couleurs, pourcentage de couleurs saturées, variations brutales de couleur, histogramme, ...).

Les caractéristiques extraites sont fournies à un classifieur pour arranger les images dans une ou plusieurs classes qui leurs sont appropriées.

Ils existent trois modes de classification : supervisé, non supervisé, et hybride.

E .Méthodes de classification automatique

Appelée aussi classification non supervisée, segmentation ou également clustérisations, elle consiste à rechercher des groupes homogènes inconnus au départ dans une population d'individus représentée par une ou plusieurs variables.

Le DataMining propose plusieurs méthodes de classification automatique telle que la classification ascendante hiérarchique, la classification descendante hiérarchique, la méthode des centres mobiles...etc.

F. Méthodes de classification supervisée

La classification supervisée cherche à déterminer l'appartenance d'un événement à des classes préalablement identifiées par segmentation [15].

G. Classification hybride

Utilise les deux techniques précédentes (classification supervisée et automatique) pour rendre le processus plus efficaces et plus précises.

VII. Systèmes CBIR à base de grilles

VII.1. Introduction

Les Systèmes de recherche des images à base de leurs contenus sont largement utilisés dans le domaine médical.

Ainsi, ils ont été introduits dans plusieurs plateformes tel que les moteurs de recherche des images comme le cas de Google, les plateformes d'analyse des images satellitaires, et dans le domaine militaire.

Généralement, les systèmes CBIR peuvent résoudre les problèmes liés avec le temps d'achèvement d'une opération critique, ou avec ceux qui traitent une grande quantité d'images.

Dans le domaine médical, les systèmes CBIR aident les médecins à prendre des décisions à base des cas précédents.

Pour les moteurs de recherche des images, les systèmes CBIR rend l'opération de la recherche plus précise, elle ne s'appuiera plus sur la description textuelle, mais elle repose sur les images elles mêmes.

L'utilisation des grilles augmente d'une façon perceptible les performances des systèmes CBIR, elles fournissent la puissance de calcul requise et la mémoire vive ou de stockage nécessaire.

L'analyse de milliers d'images consomme beaucoup de temps, l'exécution parallèle de cette tâche est le seul chemin pour remédier ce problème, les grilles offrent la solution la moins coûteuse, on n'a pas besoin de ressources très puissantes, car la puissance des grilles réside dans la combinaison des ressources existantes.

VII.2. Etat de l'art

Plusieurs travaux sont portés sur l'utilisation des grilles pour l'augmentation des performances des systèmes CBIR, leurs implications dans les moteurs de recherche des images ont été élaborées par le projet IMENSE [16].

Il utilise la puissance de la grille pour mettre en œuvre des techniques et des méthodes CBIR sur un nombre important des images par distribution de la tâche requise sur des milliers de nœuds.

Avec seulement deux serveurs de stockage et de soumission de job, Imense permet l'analyse et l'indexation d'environ 25 millions d'images à hautes résolutions.

Le système CBIR développé par Imense Ltd est basé sur une analyse automatisée et de reconnaissance de contenu des images avec l'utilisation d'une ontologie sémantique, il est doté aussi par des modules d'analyse pour effectuer la segmentation, la classification à base de régions, l'analyse de scène, la détection d'objet et implémente des méthodes pour la reconnaissance des visages.

Le système CBIR d'Imense est déployé par l'*international particle physics community* dans une puissante grille (plus de 120,000 CPU) connue sous le nom 'GridPP', qui est une collaboration entre la compagnie Imense Ltd à Cambridge UK, et *Cambridge University eScience Centre*.

Pour la gestion des processus et la soumission des Jobs, Imense utilise le système Ganga [17] montré dans la figure 2.3, et qui est personnalisable et supporte une multitude de points d'arrivés.

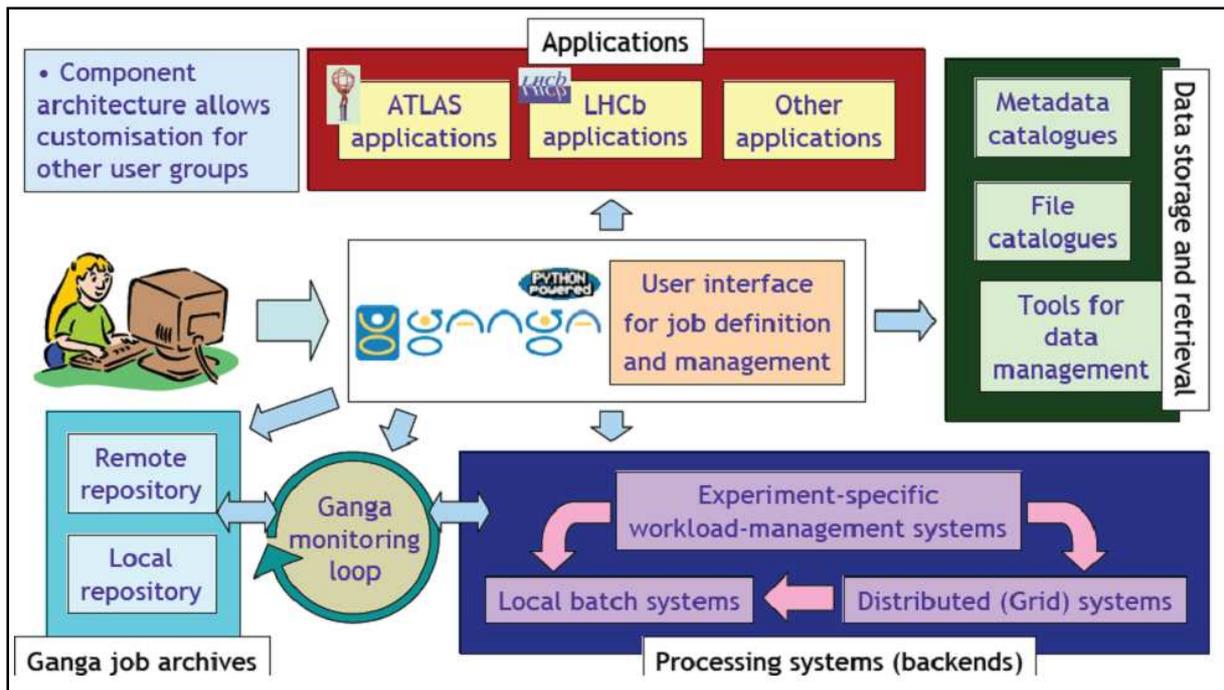


Figure 2.3: Composants utilisés avec le système Ganga pour la définition, la soumission et le contrôle des Jobs et le contrôle de *particle physics Grid* [13].

Dans des résultats présentés dans [16], plus de 500 Jobs s'exécutent en parallèle traduits par 500,000 images traitées en même temps avec la moyenne de 70 GB ou 290,000 images durant deux heures.

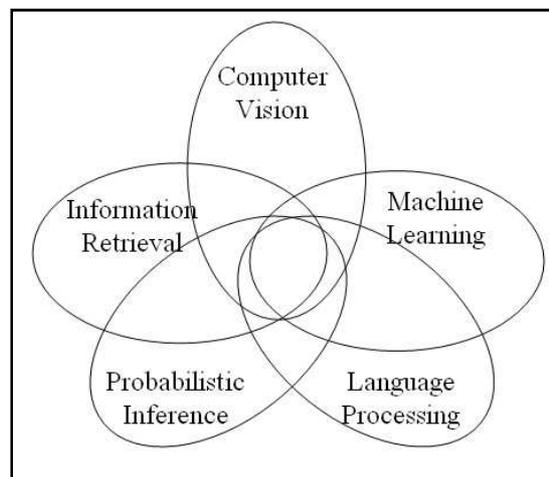


Figure 2.4: domaines implémentés par Imense.

Imense Ltd combine plusieurs domaines de traitement d'images comme montré dans la figure 2.4, il implémente un système original de recherche d'images basé sur l'analyse automatisée

et la reconnaissance du contenu des images, ainsi qu'un langage de requêtes basé sur les ontologies.

Cette méthode d'analyse inclut la reconnaissance des propriétés visuelles tel que la couleur, la texture et les formes ; la reconnaissance de matériels tels que le gazon, le ciel ; et la classification des scènes à base de leurs contenus, par exemple la plage, la forêt, le couché du soleil.

Le système utilise les relations linguistiques et sémantiques entre les objets pour interpréter les requêtes des utilisateurs, et aussi pour chercher les images selon le résultat de l'analyse sémantique de la requête précédente.

Comme le système est extensible, l'intégration de nouveaux modules pour la classification, l'analyse des images ou des metadata est facilement réalisable.

Comme montré par la figure 2.5, Imense Ltd possède plusieurs modules dans le but d'analyser une image selon son contenu.

Dans le but d'identifier les parties importantes de l'images et qui correspondent aux objets ou aux parties de l'objet recherché, l'image est automatiquement segmentée en un ensemble non chevauché de régions, et d'un ensemble de propriétés calculé pour chacune de régions tels que la taille, la couleur, les formes et la texture.

Le nombre de régions segmentées dépend de la taille de l'image et sa complexité visuelle.

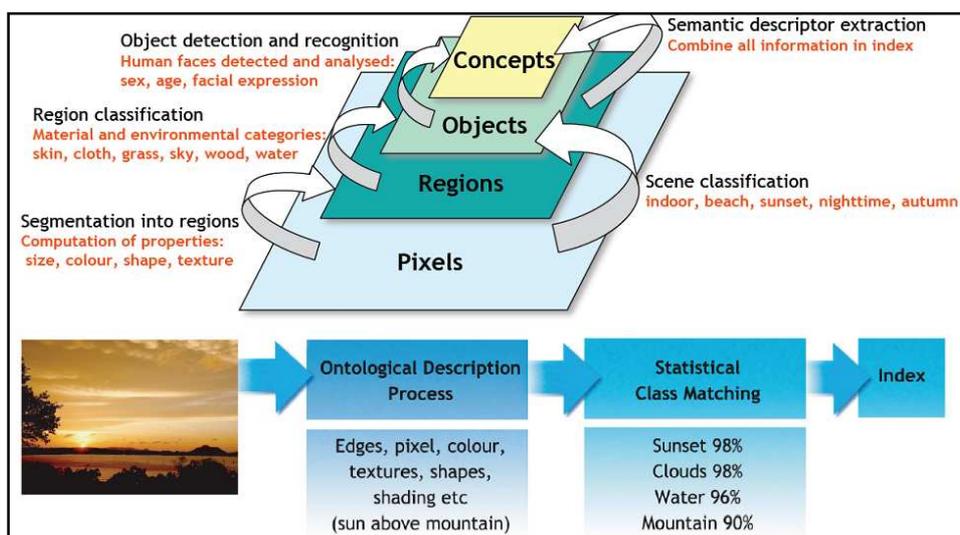


Figure 2.5: Vue en couche de l'analyse des images et le processus de reconnaissance par Imense Ltd[12].

Les régions segmentées sont automatiquement classées dans un ensemble de catégories matérielles et d'environnement tel que le gazon, ciel, eau, etc.

Des méthodes statistiques sophistiquées de *machine learning* sont utilisées pour fournir une classification probabiliste optimale.

Une seconde étape pour la classification est de catégoriser les régions selon leurs contenus en identifiant la nuit, le couché de soleil, l'automne, etc.

La Détection et la reconnaissance des objets est présentée par l'analyse de l'image et la détection des objets communs tel que la face humaine, qui est automatiquement détectée et classée selon quelques attributs comme l'âge, le sexe et les expressions de visage comme montré par la figure 2.6.

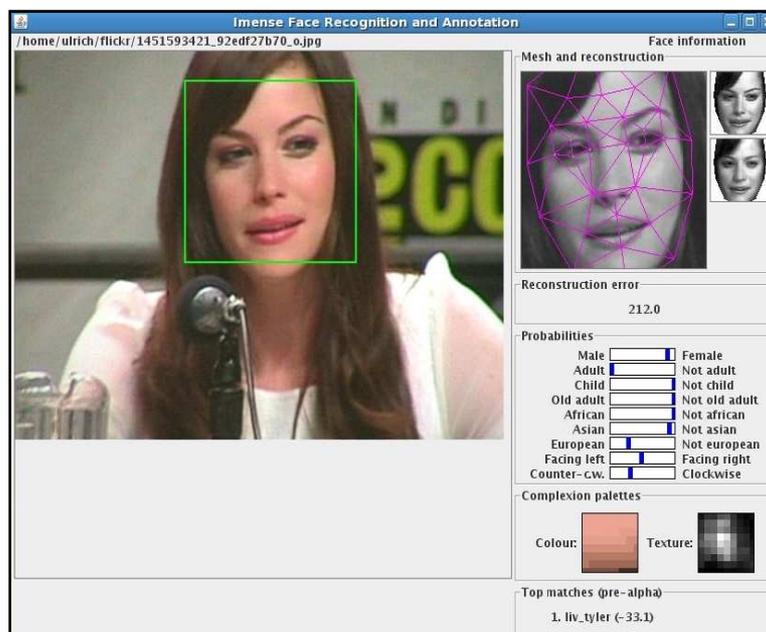


Figure 2.6: analyse du visage humain.

L'Indexation est faite après l'étape d'analyse des images, les informations collectées des différents classifieurs sont combinées dans un format d'indexation spécial, et compilées au niveau des serveurs distribués sur plusieurs sites de la grille, cela a pour raison de supporter l'indexation d'un grand nombre d'images qui atteint plusieurs millions.

VII.3. Indexation [18]

L'indexation est la recherche automatique de documents visuels (images, séquences vidéo), dans des bases de données de grande taille, à partir de requêtes relatives au contenu de ces documents.

Ce problème fait actuellement l'objet de recherches très abondantes dans le domaine du traitement d'images et de la vision par ordinateur.

En effet, la généralisation des supports numériques, l'apparition de formats vidéo compacts, la chute du coût des média de stockage a engendré une augmentation vertigineuse de la quantité des données multimédia.

Pour que ces données soient exploitables, il faut qu'elles puissent être consultées efficacement comme par le biais d'un catalogue.

Les techniques présentées ci-après, dite d'indexation, se proposent d'attacher à une image ou à une vidéo un ensemble de descripteurs de leur contenu, dans le but de mesurer la ressemblance avec les descripteurs correspondant à la requête.

Mais cette requête peut prendre des formes très différentes, elle peut être conceptuelle (ex : mot), symbolique (ex : schéma) ou instancielle (ex : une autre image).

De la même façon, l'indexation sera sémantique (on attache des descripteurs de niveau conceptuel au document) ou visuelle (on attache des descripteurs de niveau visuel au document).

VII.3. 1. Indexation multimédia

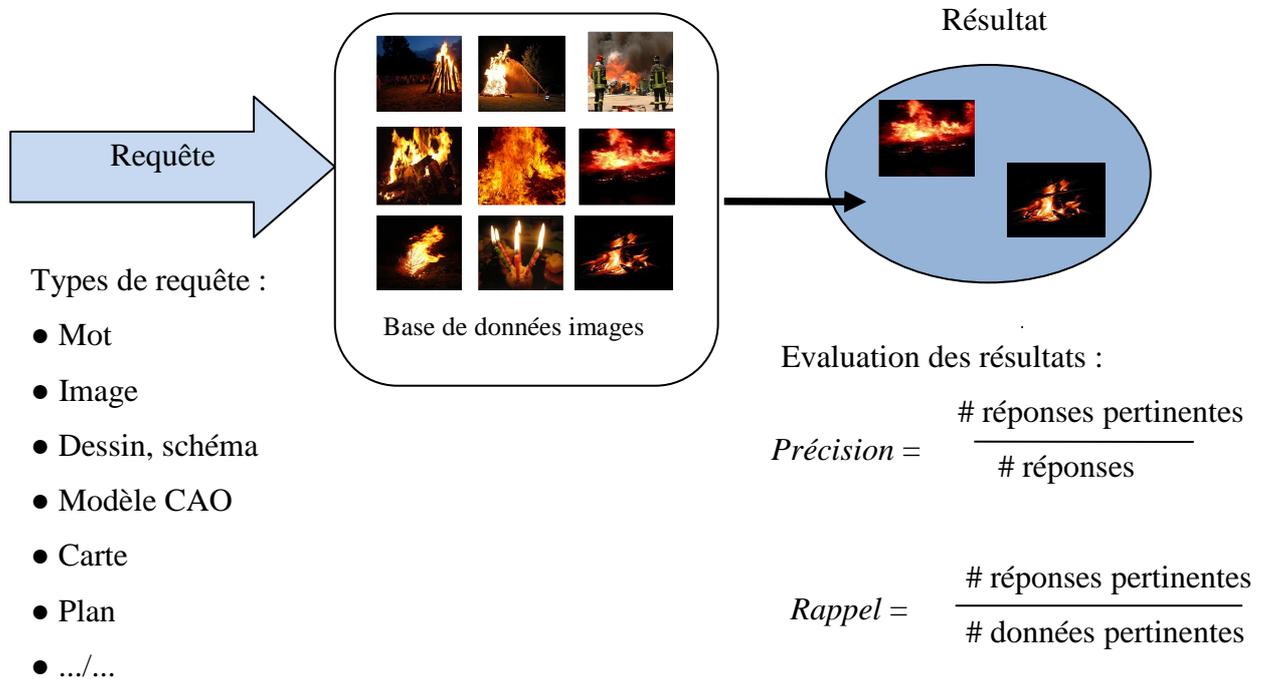


Figure 2.7: Indexation multimédia

VII.3.2. Indexation automatique

Deux aspects indissociables coexistent dans notre problème, l'indexation et la recherche.

Le premier concerne le mode de représentation informatique des images présentée en figure 2.7 et le second concerne l'utilisateur de cette représentation dans le but de la recherche. L'architecture classique d'un système d'indexation et de recherche d'images par le contenu, se décompose en deux phases de traitement : une phase d'indexation dit, hors ligne est une étape de caractérisation où les attributs sont automatiquement extraits à partir des images de la base, et stockés dans un vecteur numérique appelé descripteur visuel.

Ensuite, ces caractéristiques sont stockées dans une base de données, présentée en figure 2.8. Et une autre phase de recherche dit, en ligne consiste à extraire le vecteur descripteur de l'image requête proposer par l'utilisateur et le comparer avec les descripteurs de la base de données en utilisant une mesure de distance.

Le système renvoi le résultat de la recherche dans une liste d'images ordonnées en fonction de la similarité entre leurs descripteurs visuels et le descripteur visuel de l'image requête, présentée en figure 2.9.

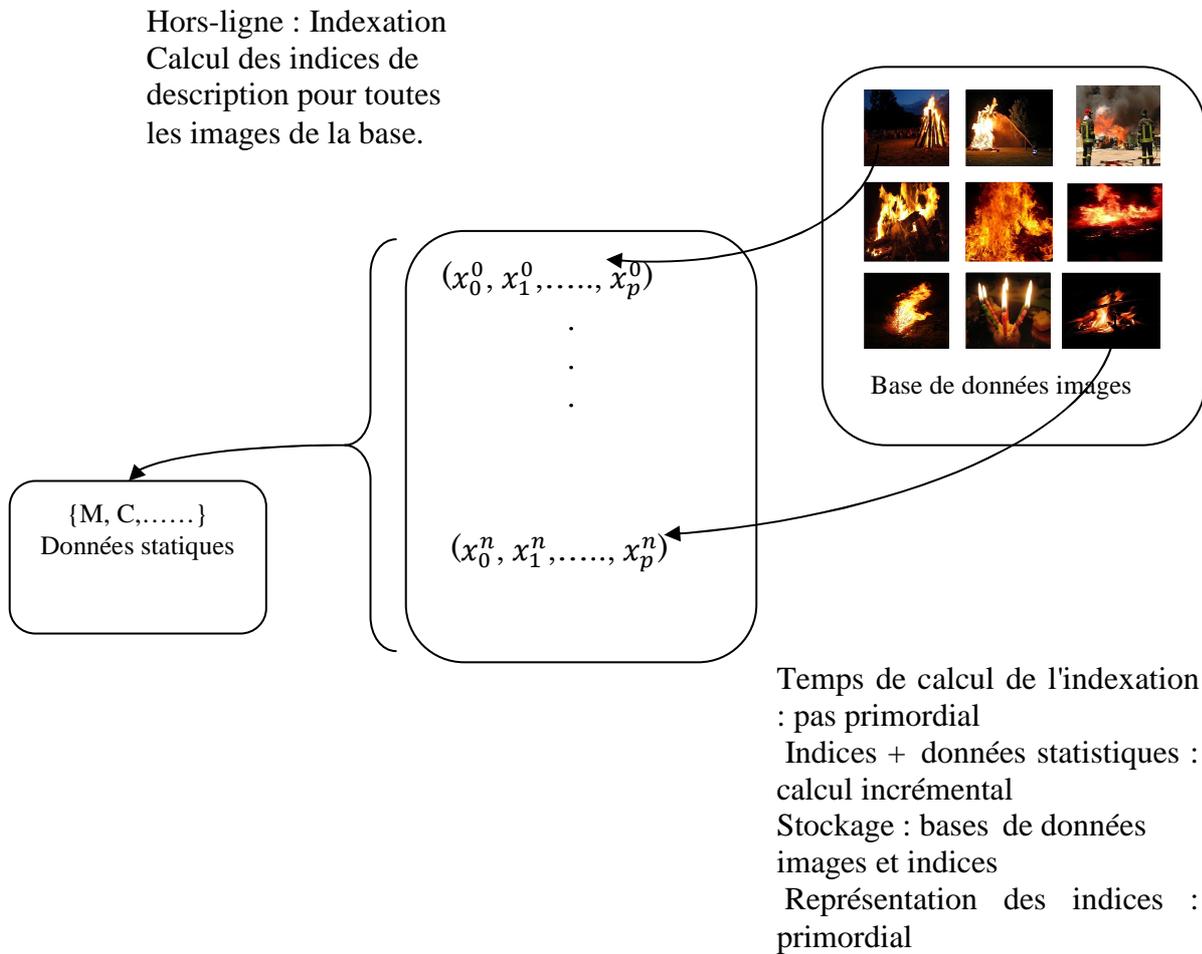
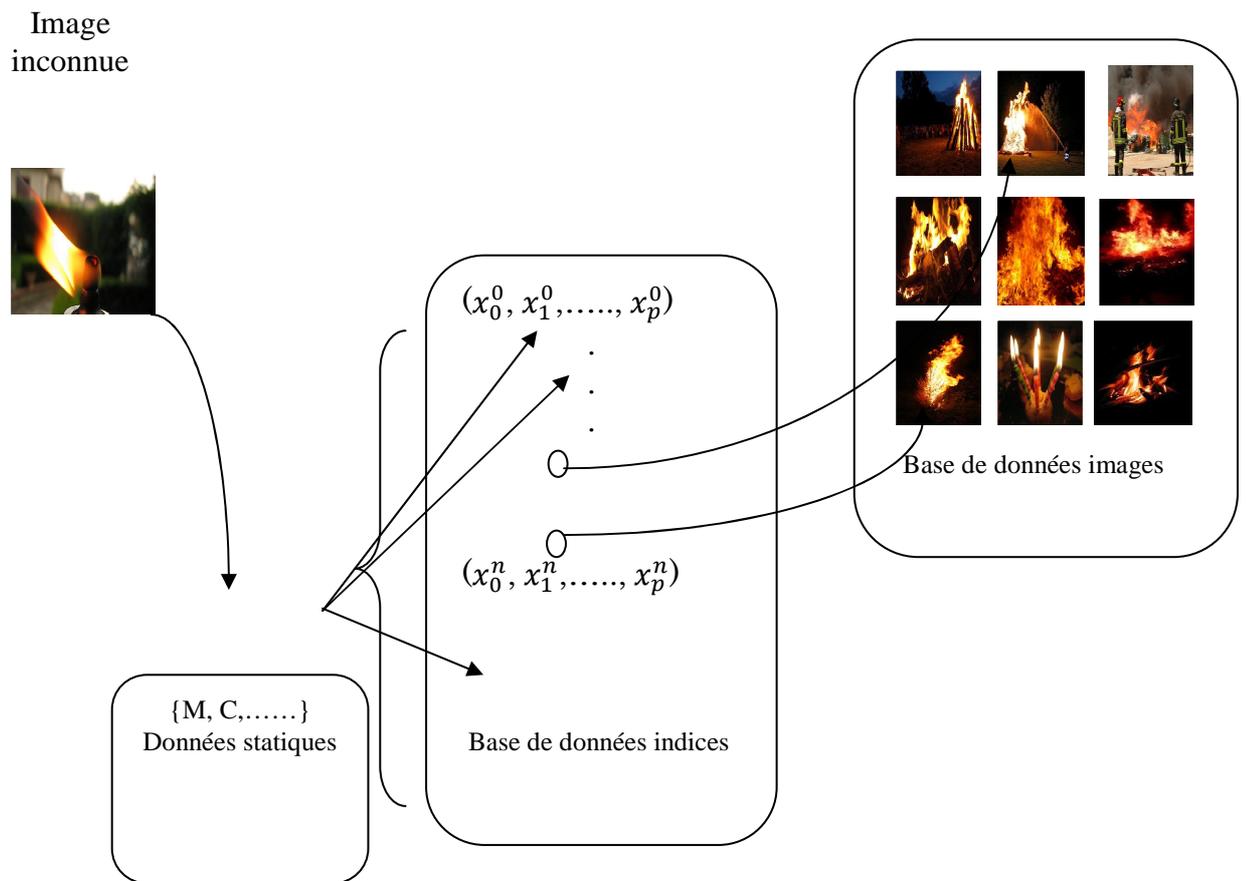


Figure 2.8: La phase d'indexation hors-ligne.

En-ligne : Recherche



(2) Mesure de similarité de l'index inconnu avec les indices de la base

(3) Résultat : adresse des meilleurs images au sens de la mesure de similarité

Figure 2.9: la phase de recherche en-ligne.

VII. Conclusion

L'imagerie permet de modifier et de manipuler le contenu des images afin de tirer l'information utile pour une application particulière.

Beaucoup de recherches sont portées sur l'analyse des images y compris le filtrage et l'indexation, et d'autres sur l'extraction de caractéristiques.

Jusqu'à maintenant, avec l'évolution constante de l'information, et avec la richesse des images en nombre et en qualité, il n'y a pas de méthode générale pour extraire la connaissance d'une image.

Ils existent des algorithmes qui restent toujours liés à leur contexte, et qui fournissent de bons résultats dans leurs domaines de fonctionnement.

Ainsi, ils existent certains outils qui nous offrent des moyens pour implémenter les algorithmes de traitement d'images tel que JAVA, net, etc.

I. Introduction

Dans le contexte de notre sujet, le domaine industriel est surveillé par un ensemble de caméras. Dans une situation de catastrophe naturelle ou d'accident dans lequel il y aura des flammes, le système peut déclencher l'alarme. Le principe de fonctionnement du système est basé sur l'analyse des images extraites des vidéos capturées par les caméras, le système proposé analyse directement les images fournies par un module externe responsable de la capture des images à traiter et de quelque opération de prétraitement (à voir la segmentation).

Afin d'atteindre cet objectif, nous proposons de concevoir un système de reconnaissance des flammes basé sur l'analyse de contenu des images.

Dans ce présent chapitre, nous allons présenter l'architecture de notre système, la description générale et détaillée de ses diverses parties ainsi que leur fonctionnement et les différents algorithmes utilisés pour le réaliser.

Notre système consiste à la reconnaissance des flammes, ceci nécessite l'utilisation d'une méthode performante pour l'analyse de contenu telle que la méthode de Haralick.

II. Architecture de système proposé

Dans ce qui suit nous présentons l'architecture ainsi la description générale et détaillée de notre système de reconnaissance des flammes.

II.1. Description générale

Le système de reconnaissance de flammes à partir d'une image que nous avons développé se base sur la méthode de Haralick qui participe à l'apprentissage et la reconnaissance de flammes.

En effet notre système fonctionne en deux phases : l'apprentissage et la reconnaissance. La vue globale de système est présentée par la figure suivante.

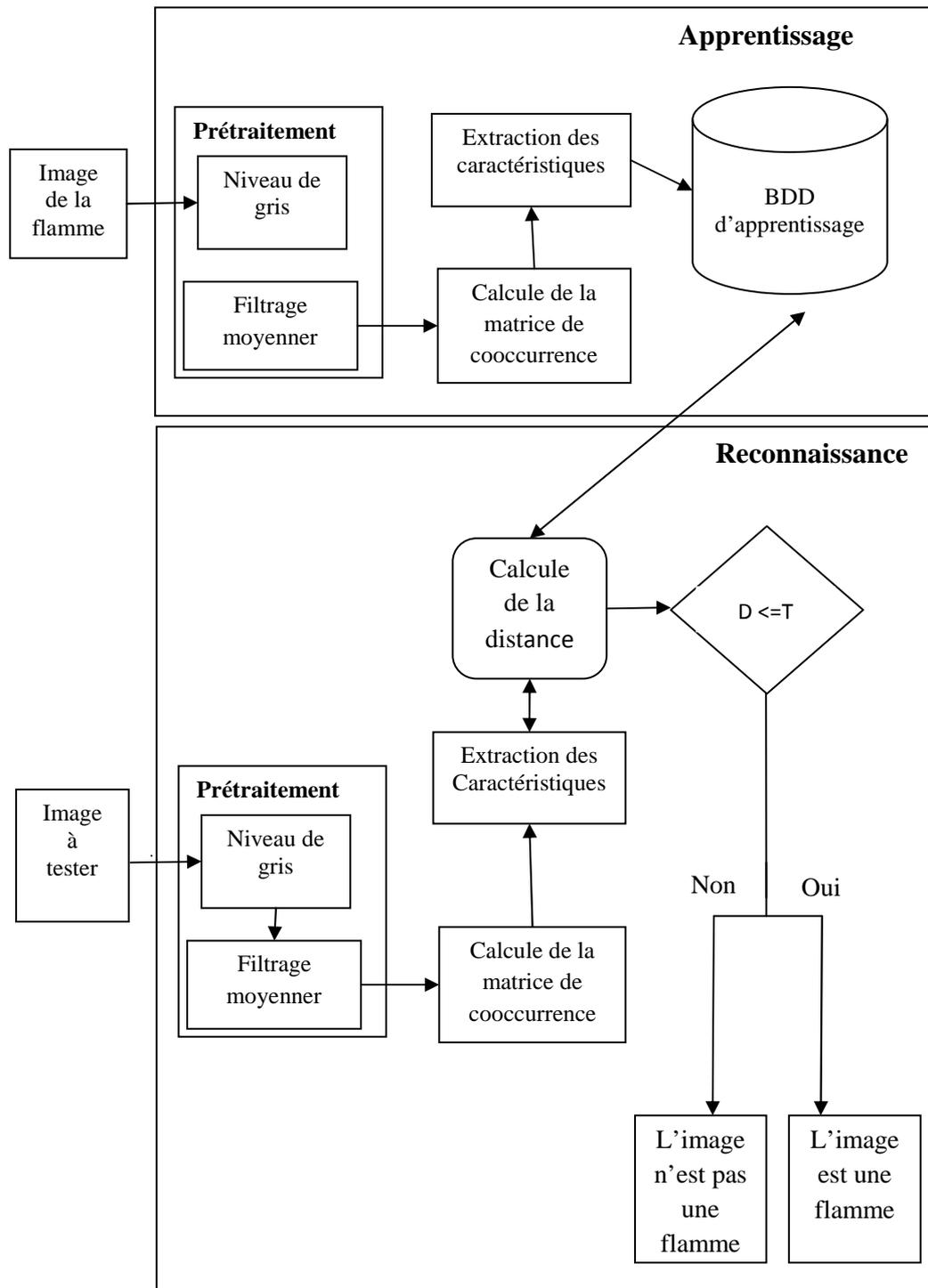


Figure 3.1: Système de reconnaissance des flammes

L'objectif de notre travail est la reconnaissance des flammes à partir d'une image. Ceci nécessite d'abord de passer par l'étape d'apprentissage.

Nous avons donc en entrée une image d'une flamme, cette dernière est d'abord préparée en utilisant le processus de prétraitement qui comporte Composant responsable de convertir l'image en niveau de gris par la modification des valeur de chaque couleur des pixels, et on filtre l'image par le filtrage moyenne.

Toutefois, l'image de la flamme va passer au module d'apprentissage pour qu'elle puisse être traitée, ce module commence par l'extraction de la matrice de cooccurrence, qui est utiles pour le calcul des quatre caractéristiques : l'énergie, l'entropie, le contraste, le moment inverse de différence sous forme d'un vecteur de description. Les résultats obtenus seront sauvegardés dans une base de données d'apprentissage.

En ce qui concerne le module de test, son but est la reconnaissance des flammes :

En entrée, une image à tester va passer au module de prétraitement comportant les mêmes composants cités précédemment, par la suite, nous allons construire la matrice de cooccurrence pour extraire les caractéristiques, qui son utiliser dans le calcule de la distance pour mesurer la similarité entre l'image à tester et les images de la base.

Aprêt le calcul de la distance, en fixe un seuil, si la distance est inferieur ou égal à ce seuil alors l'image est une flamme, sinon l'image pas une flamme.

Nous allons dans ce qui suit, présenter en détail chaque composant et son principe de fonctionnement.

II.2. Description détaillée de notre système

Notre système prend en entrée les images des flammes pour la phase d'apprentissage et une image concernant la phase de reconnaissance.

II.2.1. module d'apprentissage

La phase d'apprentissage, qui a comme objectif le remplissage de la base d'apprentissage par les caractéristiques extraites des images de différentes formes de flammes.

II.2.1.1. Prétraitement

Les prétraitements se donnent pour objectif la simplification de la procédure d'extraction de caractéristiques. Les prétraitements qui ont été appliqués sur les images numérisée sont:

- la conversion de l'image au niveau de gris, permet d'attribuer à chaque pixel de l'image une valeur comprise entre 0 et 256. Les images en niveaux de gris, sont épurées, et plus lisible.
- Le filtrage moyenne pour améliorer la qualité visuelle de l'image

1. Niveau de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires.

La représentation des images en niveaux de gris, fait en attribuant à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Le principe est très facile, on récupère la valeur des trois couleurs de chaque pixel de l'image Rouge, vert et bleu puis on calcule leurs moyenne, ensuite on remplace chaque pixel par cette moyenne, enfin on obtient une image en niveau du gris où chaque pixel de l'image est représenté par une valeur comprise entre 0 et 255 [19].

Pour ce faire on peut utiliser la formule suivante :

$$\text{Gris} = \frac{\text{Rouge} + \text{Vert} + \text{Bleu}}{3} \quad (1)$$

Algorithme de conversion en niveau de gris

Ouvrir l'image I
Créer une image résultat de même taille que l'image I.
Pour chaque colonne faire
Pour chaque ligne faire
Extraire les canaux Rouge, Vert et Bleu du pixel de l'image I.
Calculer la valeur de niveau de gris correspondante (1).
Ecrire la valeur de l'entier RGB dans le pixel de l'image résultat.
Fin pour
Fin pour

2. Filtrage moyeneur

Ce filtre est généralement pour but de réduire les parasites (bruits de mesure). Permet de lisser l'image (smoothing), remplace chaque pixel par la valeur moyenne de ses voisins.

113	121	124	122	121
119	119	123	122	123
115	109	117	119	120
114	115	118	120	122

↓

		120		

Figure 3.2: Exemple de filtrage moyeneur

Plus le filtre grossit, plus le lissage devient important et plus le flou s'accroît !



Figure 3.3: Exemple montrant le changement de flou par l'augmentation du filtre

Algorithme de filtrage moyeneur

```

POUR i ALLANT DE 1 A largeur-1 FAIRE
  POUR j ALLANT DE 1 A hauteur-1 FAIRE
    Som = 0
    POUR k ALLANT DE -1 A 1 FAIRE
      POUR l ALLANT DE -1 A 1 FAIRE
        Som = Som + Ima.Pixel(i+k, j+l)
    FIN
    Moy = Som/9
    res.Pixel(i, j) = Moy
  FIN

```

II.2.1.2. Calcul de la matrice de cooccurrence

Du fait de leur richesse en information de texture, les matrices de cooccurrences sont devenues les plus connues et les plus utilisées pour extraire ces caractéristiques de textures. Elle décrit habituellement ce qui est laissé après élimination de l'information de couleur et de forme. Bien que plusieurs techniques aient été proposées pour caractériser la texture aucune ne ressort comme un descripteur universel : chacune présente des avantages et des inconvénients qui dépendent notamment du domaine d'application. Nous avons implémenté la méthode de la matrice de cooccurrence à niveau de gris pour extraire les indices de textures, car elle est très utilisée en recherche d'images, et en général donne de bons résultats. On rappelle que la matrice de cooccurrence à niveau de gris (GLCM) a été proposée par Haralick et al. [20] en 1973. Cette approche est basée sur la probabilité jointe de la distribution des pixels dans l'image [21] [22].

L'élément $p_{d_x, d_y, \square}(i, j)$ de la matrice de cooccurrence définit la fréquence d'apparition des couples de niveaux de gris i et j pour les couples de pixels séparés par une distance $d_x=1$ et $d_y = 1$. Cette matrice décrit les régularités observables dans les niveaux de gris des pixels d'une région.

Le calcul de la matrice de cooccurrence nécessite le choix d'une distance et d'un angle de déplacement. La matrice est ensuite normalisée par la formule suivante :

$$p_{d_x, d_y, \square}(i, j) = \frac{p_{d_x, d_y}(i, j)}{(M*N)*2}$$

Pour une image de taille M*N.



image originale

```

00000000000000000000000000000000
0111110000000001100000011
22110000001110000001111
10000000110011110001000
000001100111100000000000
0111001100100000000000011
10010000000111000001100
000000011211000000000000
000012221100000000000000
0123221110000000000000012
332221110000000000012333
32221100000000012333222
22100110000112332211121
00110000122222110121001
10001122111100121001100
01222100001121001100111
111100111110000000000000

```

matrice de cooccurrence de l'image originale

Figure 3.4 : Calcul de la matrice de cooccurrence

Algorithme de création de la matrice de cooccurrence

Variables d'entrée :

W : Masque centré autour d'un pixel de l'image (W est

Une matrice de taille Tx par Ty) ;

L : Nombre maximal de niveaux de gris de l'image ;

Variable de sortie :

MCOOC : Matrice de cooccurrence (C'est un tableau

Bidimensionnel de réels) ;

Variables locales :

i, j, x, y : Entiers ;

MCOOCs : Tableau de type matrice de cooccurrence ;

Début

Pour j variant de 0 à L-1 Faire

Pour i variant de 0 à L-1 Faire

MCOOC[i,j] 0 ;

Pour y variant de 0 à Ty-1 Faire

Pour x variant de 0 à Tx-2 Faire

Début

I W[x,y]

J W[x+1,y]

MCOOC[I,J] MCOOC[I,J] + 1 ;

Fin

MCOOCs Symétrique de MCOOC ;

Pour j variant de 0 à L-1 Faire

Pour i variant de 0 à L-1 Faire

MCOOC[i,j] ((1/2)(MCOOC[i,j]+MCOOCs[i,j])/(2*Ty*(Tx-1)))*

II.2.1.3. Extraction de caractéristique

La plupart des images sont codées sur 256 niveaux de gris, par conséquent, la taille des matrices de cooccurrence est de 256×256 . On s'aperçoit ainsi que ces matrices comptabilisent une très grosse quantité d'informations difficile à exploiter directement. C'est pourquoi, un certain nombre d'auteurs comme Zucker [23] ont essayé d'extraire de l'information de ces matrices afin de mettre en évidence la structure des textures. Mais c'est Haralick et al [24] qui ont proposé les premiers 14 paramètres, caractérisant les textures, issus de ces matrices. Voici 4 paramètres considérés comme étant les plus utilisés et les plus pertinents [25] :

➤ **L'énergie**

$$\text{ENE} = \sum_i \sum_j (p_{d_x, d_y}(i, j))^2$$

Ce paramètre mesure l'uniformité de la texture. Il atteint de fortes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est constante ou de forme périodique. Dans ce dernier cas, les valeurs élevées d'énergie sont obtenues pour les matrices $p_{d_x, d_y}(i, j)$ lorsque d_x, d_y correspond à la période.

➤ **L'entropie**

$$\text{ENT} = \sum_i \sum_j (\log p_{d_x, d_y}(i, j)) p_{d_x, d_y}(i, j)$$

Ce paramètre mesure le désordre dans l'image. Contrairement à l'énergie, l'entropie atteint de fortes valeurs lorsque la texture est complètement aléatoire (sans structure apparente). Elle est fortement corrélée (par l'inverse) à l'énergie.

➤ **Le contraste**

$$\text{CON} = \sum_i \sum_j ((i - j)^2 p_{d_x, d_y}(i, j))$$

Il mesure les variations locales des niveaux de gris. Il permet de caractériser la dispersion des valeurs de la matrice par rapport à sa diagonale principale. Ce paramètre est fortement non corrélé à l'énergie.

➤ **Le moment inverse de différence**

$$\text{MID} = \sum_i \sum_j \left(\frac{p_{d_x, d_y}(i, j)}{1 + (i - j)^2} \right)$$

Ce paramètre mesure l'homogénéité de l'image. Il est corrélé à une combinaison linéaire des variables énergie et contraste.

II.2.1.4. Seuillage fixe

Le calcul de seuil **T** se fait manuellement après consultation de la base de l'apprentissage, on a classifié les flammes (par heuristique) en groups. Après on prend la distance maximale de chaque group, puis on sélection le maximum des distances maximale comme un seuil **T**.

II.2.1.5. Phase de test

Après avoir un nombre important d'images de flammes, en fait un test dans le but d'améliorés la base d'apprentissage.

Pour chaque image, on calcul la distance entre ses caractéristique et les caractéristiques de la base, on compare les résultats à un seuil fixé à l'avance ; si la distance minimale est inférieure ou égale au seuil alors l'image est acceptée de l'inclure dans la base d'apprentissage, sinon :

- Ajout des images ;
- On fait des traitements sur les images ;
- On change la base d'apprentissage.

II.2.1.6. Base de données du notre système

La base de données utilisée contient une table remplie avec les caractéristiques des images qui contiennent des flammes. Chaque image doit être représentée dans la base par un chemin qui est le répertoire contient les images et le nom de l'image, ses quatre caractéristiques (l'énergie, l'entropie, le contraste, le moment inverse de différence) comme dans le tableau

suivant :

	chemin text	energie double precision	entropie double precision	contraste double precision	moment double precision
1	photo_flamme//1.jpg	0.00401497812747634	-7.0886120639054	1090.8707976269	0.252987533171072
2	photo_flamme//2.jpg	0.0095632757518958	-7.25327295414424	249.097368977178	0.37299343962791
3	photo_flamme//3.jpg	0.0851367840801958	-6.19262295477022	623.302134349107	0.446362416501454
4	photo_flamme//4.jpg	0.137735099873957	-5.78726256240441	313.086587771197	0.452462286000135
5	photo_flamme//5.jpg	0.0854794456526699	-6.55802845602972	573.179470464346	0.37743378547827
6	photo_flamme//6.jpg	0.000523261129200889	-9.10837319091643	512.424556213017	0.102758786922438
7	photo_flamme//7.jpg	0.000228185438710962	-8.67287438536419	1445.23666910154	0.0701634304513416
8	photo_flamme//a10.jpg	0.000242967819787231	-8.97601902257921	506.175441258285	0.132441676041218
9	photo_flamme//a11.jpg	0.00144168413881778	-8.38287045588988	293.008188926458	0.234140525249588
10	photo_flamme//a12.jpg	0.00276612108031344	-7.65288436906754	552.279583637691	0.200453936239964
11	photo_flamme//a13.jpg	0.00149748674206734	-7.42971157654072	306.04419284149	0.275752026071771
12	photo_flamme//a14.jpg	0.00116554272983444	-7.84551239952541	236.811356811356	0.252916913157594
13	photo_flamme//a15.jpg	0.00477557633577311	-6.66168061743278	569.341796341794	0.360549353092148
14	photo_flamme//a16.jpg	0.00122627467017297	-7.42324969572692	336.604149604149	0.275605228239903
15	photo_flamme//a17.jpg	0.000682174216803123	-8.3739880726435	580.646132713441	0.169946008548387
16	photo_flamme//b20.jpg	0.000320619258172085	-8.73348959938572	446.3617920541	0.183511001786868
17	photo_flamme//b21.jpg	0.00149181683457324	-8.09481603735778	227.745403634827	0.221396717301413
18	photo_flamme//b22.jpg	0.00128595744030948	-7.31327372965799	75.4494849879465	0.44860155453098
19	photo_flamme//b23.jpg	0.0037472954972313	-6.81326504823511	142.41826923077	0.506581701618564
20	photo_flamme//b24.jpg	0.0463671123330539	-5.89064151294052	22.3045224006764	0.494117387445025
21	photo_flamme//b26.jpg	0.00130864170469948	-8.67833370258227	489.447783660324	0.182970200778668
22	photo_flamme//b27.jpg	7.9288147763232e-005	-9.67278617187506	2078.76806846998	0.043303325138827
23	photo_flamme//b28.jpg	0.000137385525180928	-9.30161349434979	1471.99302620457	0.069757717166367
24	photo_flamme//b29.jpg	0.00630811870286846	-7.90993543512897	734.150650023754	0.25280367280554
25	photo_flamme//c30.jpg	0.000415861890036353	-8.90076261989042	731.329459002542	0.192957007076592

Figure 3.5 : La base de données d'apprentissage

II.2.2. Le module de reconnaissance:

Le composant de la reconnaissance se fait par référence aux modèles de flamme existants dans la base de données d'apprentissage par le calcul de la différence entre les caractéristiques de l'image à tester et les caractéristiques de la base d'apprentissage, cette différence est représentée par la Distance.

Toutes les différentes parties de la reconnaissance seront détaillées dans ce qui suit.

II.2.2.1. Calcul de la distance

La distance **D** entre deux images **Img1**:image de la base, **Img2** : image à tester est définie par le calcul de distance entre les caractéristiques de Haralick :

$$D_{\text{Img1, Img2}} = \sqrt{(T1_{\text{Img1}} - T1_{\text{Img2}})^2 + (T2_{\text{Img1}} - T2_{\text{Img2}})^2 + (T3_{\text{Img1}} - T3_{\text{Img2}})^2 + (T4_{\text{Img1}} - T4_{\text{Img2}})^2}$$

Où

$T1_{\text{Img1}}$: L'énergie de l'image Img1 .

$T1_{\text{Img2}}$: L'énergie de l'image Img2 .

$T2_{\text{Img1}}$: L'entropie de l'image Img1 .

$T2_{\text{Img2}}$: L'entropie de l'image Img2 .

$T3_{\text{Img1}}$: Le contraste de l'image Img1 .

$T3_{\text{Img2}}$: Le contraste de l'image Img2 .

$T4_{\text{Img1}}$: Le moment inverse de différence de l'image Img1 .

$T4_{\text{Img2}}$: Le moment inverse de différence de l'image Img2 .

Apprit le calcul de la distance (**D**) citer au-dessus, en compare si $\mathbf{D} \leq \mathbf{T}$ alors l'image est une flamme, sinon l'image pas une flamme, tel que **T** est fixé comme il est cité dans (II.2.1.4) mais après avoir la base d'apprentissage finale.

III. Conclusion

Ce chapitre nous a permis de présenter et de décrire le fonctionnement de notre système de reconnaissance des flammes. Nous avons d'abord introduit la description générale de système puis la description détaillée ainsi que les différents algorithmes appliqués dans chaque partie de ce système. Dans le chapitre qui suit nous allons présenter les différents outils qui nous a permis de réaliser notre système de reconnaissance et de décrire la réalisation du prototype que nous avons développé pour mettre en œuvre notre travail.

I. Introduction

Après avoir défini l'architecture de système de reconnaissance de flammes que nous avons développé, nous présentons dans ce chapitre sa réalisation.

D'abord nous décrivons les outils de développements, puis nous décrivons les différentes interfaces et le fonctionnement de système ainsi que les testes effectués afin d'évaluer notre système.

II. Les outils de développement**II.1. Système d'exploitations**

Notre application a été développée sous le système d'exploitation Windows 7, mais comme elle est développée en langage java, elle peut être intégrée dans n'importe quel autre système d'exploitation supportant la machine virtuelle java (Windows 98/00, Windows XP, Linux,...).

II.2. Langage de programmation

JAVA est un langage purement orienté objet.

Les concepts de JAVA sont hérités du C++ dont il est issu.

Java possède des bibliothèques de classes qui fournissent les types de données de base, les possibilités d'entrées/sorties du système, la gestion des réseaux et autres fonctions puissants tels que :

- **Le Garbage Collector (GC)** asynchrone (ramasse-miettes), Le GC libère toutes les instances en mémoire qui ne sont plus référencées par aucune variable.
- **Un mécanisme d'exception** contraignant dans lequel une exception ne peut pas être ignoré.
- Une méthode provoquant une exception doit soit la traiter, soit indiquer explicitement qu'elle ne la traite pas et la fait remonter.
- Une exception non captée par aucune méthode provoque l'arrêt de la JAVA Virtual Machine (JVM).
- **Le multi-Thread** : Toute instance peut être gérée dans un nouveau Thread (tache), Les accès concurrents sont gérés par des moniteurs transparents pour le programmeur.
- **La sécurité** est assurée par trois couches :
 - a) Le "*verifier*" est intégré à la JVM et vérifie que le pseudo code qu'il reçoit est valide (il vérifie par exemple qu'un entier n'est pas utilisé comme une adresse mémoire).

- b) Le "*classloader*" vérifie que le chargement des classes est valide (il vérifie par exemple qu'une classe ne se fait pas passer pour une autre ou qu'une classe possède une signature valide).
- c) Le "*security manager*" contrôle l'accès d'un programme aux ressources (entrées/sorties, accès réseaux, chargement de bibliothèques binaires, etc.).

➤ **La portabilité de JAVA :**

La compilation JAVA ne prend pas en compte les caractéristiques systèmes de la machine sur laquelle elle est effectuée (on parle de pseudo code). L'interpréteur JAVA interprète alors le pseudo code et exécute les applications. Ceci fait de JAVA un langage totalement indépendant des plates-formes et donc portable d'un système à l'autre. L'inconvénient du pseudo code est sa faible vitesse d'exécution.

II.3. Le langage SQL (Structured Query Language)

C'est un langage standard (langage standardisé en 1992) qui permet communiquer avec la plupart des SGBD en utilisant la même syntaxe. Toutefois, chaque SGBD possède sa propre interface permettant d'établir une connexion.

II.4. IDE Eclipse

Eclipse est un projet open source fondé par SUN Microsystems, l'IDE Eclipse est un environnement de développement permettant d'écrire, compiler, déboguer et déployer des programmes. Il est écrit en java, et y'a un grand nombre de modules pour étendre l'IDE Eclipse.

Pour le développement de notre application, nous avons choisi Eclipse Galileo (Son interface principale est donnée dans la (figure qui suit). De part ces qualités en tant que langage évolué, Eclipse permet un traitement simple et efficace sur des fichiers images en fournissant des API spécialisées qui sont APIs standards et JAI (Java Advanced Imaging). Elles sont fournies dans des package comme java.awt et javax.imageio etc.

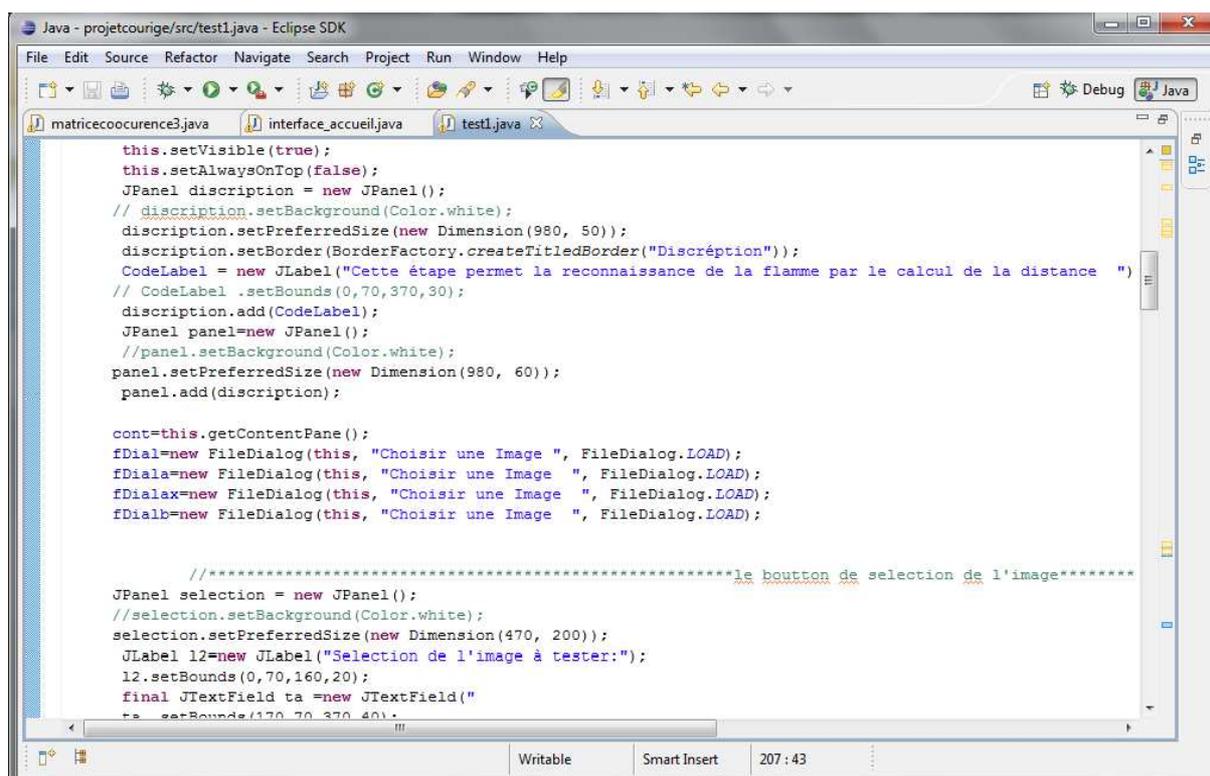


Figure 4.1 : Interface JAVA Eclipse.

II.5. Le SGBD PostgreSQL

PostgreSQL est un système de gestion de bases de données relationnel et objet (SGBDOR). Ces fonctionnalités sont comparables à celles des ses concurrents propriétaires comme Oracle.

Il offre, la possibilité d'imposer des contraintes à l'insertion des données, les contraintes d'intégrités (garantie d'intégrité des données), la possibilité de créer des vues, la possibilité d'hériter des tables et des types de données ,les procédures stockées (programmation coté serveur) ,les transactions (plusieurs étapes en une seule opération) ,les triggers (gestion des événements).

III. Présentation de notre système

Le système de reconnaissance des flammes que nous avons développé est composé de deux sous systèmes, un sous système d'apprentissage et un sous système de reconnaissance.

Dans ce qui suit nous présentons les interfaces et le fonctionnement de notre système.

III.1. Les interface de notre système

III.1.1. Interface d'accueil

C'est la première page visualisée par l'utilisateur de notre système. Cette page contient un bouton essentiel :

- Bouton reconnaissance de la flamme: permettant d'afficher l'interface de reconnaissance de la flamme.

La figure suivante représente l'interface d'accueil de notre système:



Figure 4.2 : interface d'accueil

III.1.2. Interface reconnaissance de la flamme

Cette interface permet d'effectuer la reconnaissance d'une séquence d'images en appliquant le calcul de la distance. Elle contient :

- Bouton Test : il permet le chargement de l'image à testé, puis il déclenche l'opération de reconnaissance de la flamme.

Les résultats de la reconnaissance de la flamme seront affichés dans la zone de texte.

La figure suivante présente l'interface de la reconnaissance de la flamme :

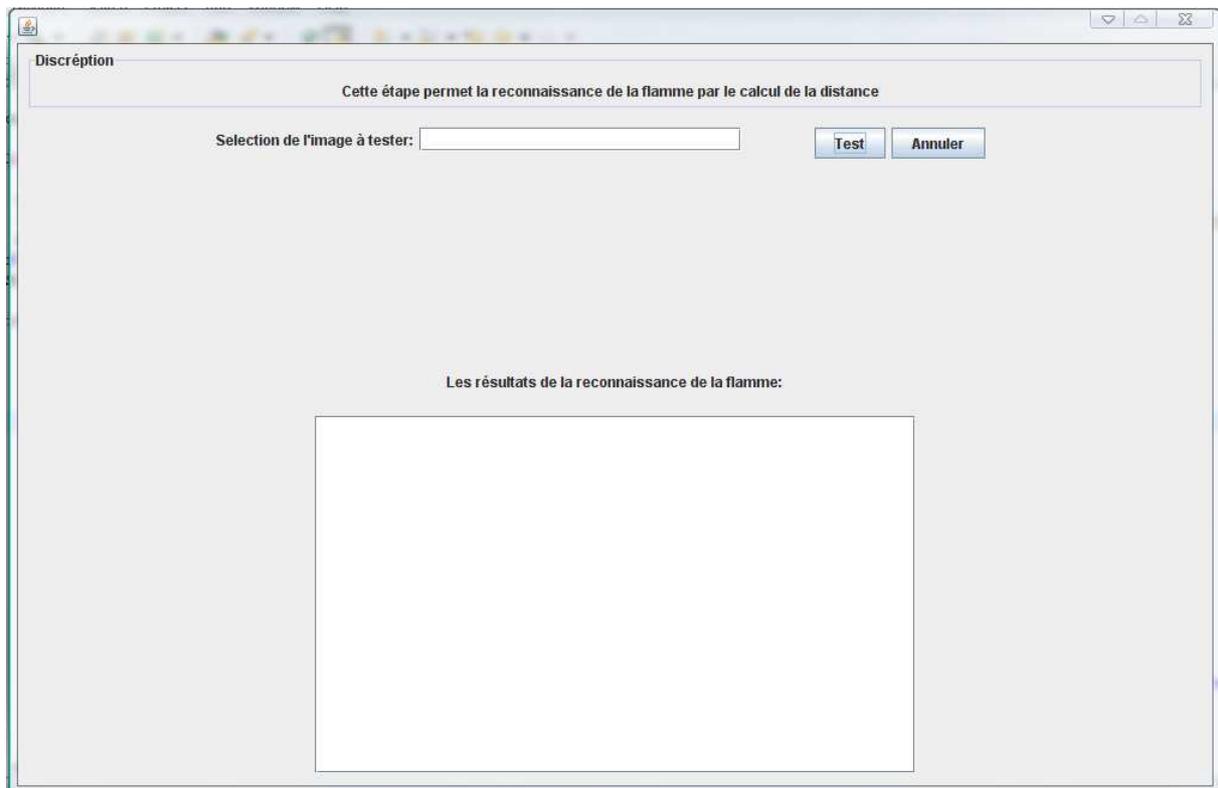


Figure 4.3 : interface de reconnaissance de flamme.

III.1.3. Le fonctionnement de système

Dans ce qui suit, nous présentons le déroulement d'un exemple sur notre système afin de comprendre son fonctionnement.

La reconnaissance des flammes : Cette étape permet la reconnaissance d'une séquence d'image image par image.

Après le chargement de l'image à reconnaître, en cliquant sur le bouton « Test », l'opération de reconnaissance sera effectuée et les résultats seront affichés dans la zone de texte :

- La distance minimale de chaque image
- Le pourcentage de la reconnaissance de chaque image
- Le taux de recherche des images qui contient des flammes

La figure suivante représente le résultat de la reconnaissance de 10 images.

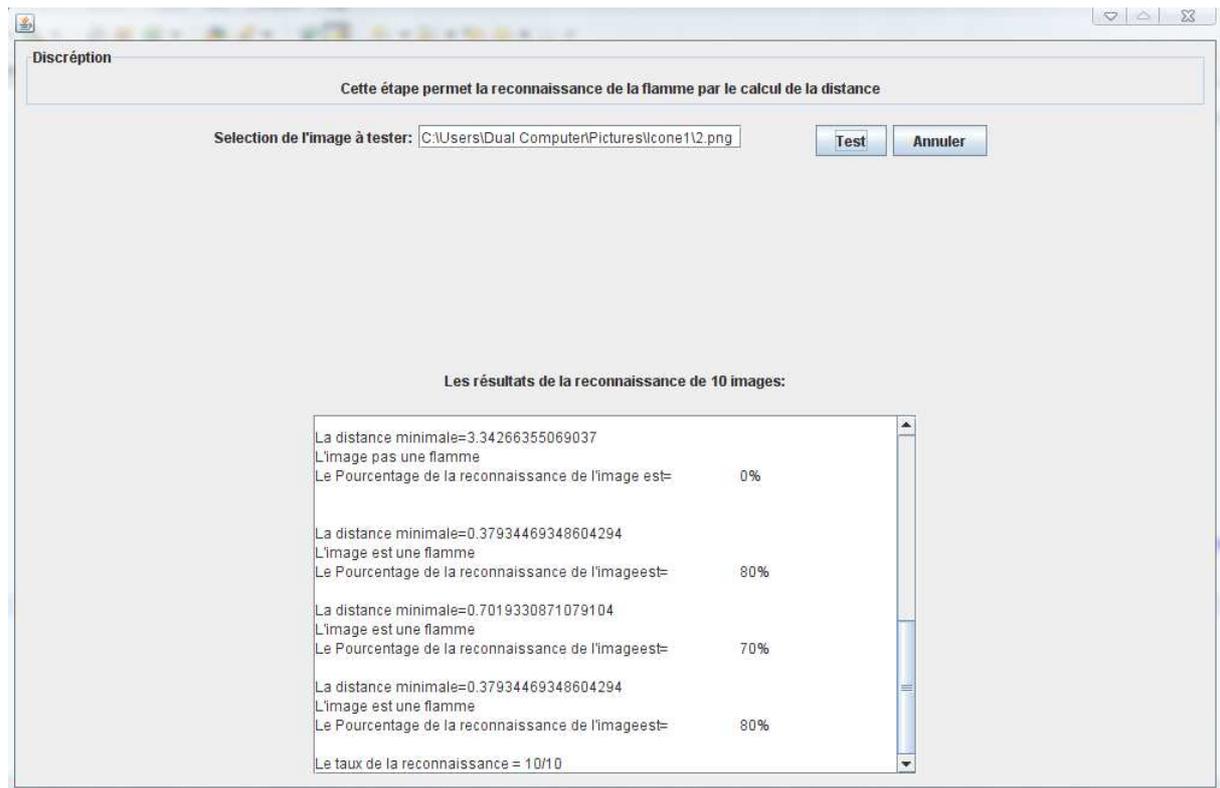


Figure 4.4 : Reconnaissance de 10 images.

V. Conclusion

Il existe plusieurs approches à l'analyse de texture dans les images. Dans le cadre de la détection d'incendie par la reconnaissance des flammes, l'approche statistique semble être habituellement retenue, ainsi que la méthode des matrices de cooccurrences, basées sur l'analyse statistique au deuxième ordre (au sens des probabilités sur des couples de pixels). Et c'est la dernière méthode sur lesquelles nous allons se baser pour en extraire l'information texturale sous forme d'un vecteur, qui nous permettons de calculer la similarité entre les images. Ces matrices présentent des inconvénients, tels que la taille mémoire nécessaire et le temps de calcul des paramètres élevé.

Conclusion Générale

Notre travail se situe dans le cadre de la reconnaissance des images des flammes extraite à partir des séquences vidéo capturé par des caméras à base de leur contenu (texture).

La difficulté de la reconnaissance pour les approches existantes est l'opération d'analyse des contenus des images. La difficulté de ce sujet a amené plusieurs chercheurs à conduire plusieurs travaux pour remédier au problème de la reconnaissance.

Pour remédier à ce problème nous avons proposé la méthode de Haralick qui nous permet de calculer la distance entre les caractéristiques de deux images (image à tester et les images de la base de donnée).

Le système que nous avons proposé est composé de deux sous systèmes, un sous système d'apprentissage et un sous système de reconnaissance.

Le système d'apprentissage a la capacité de traitement des images, et se charge aussi d'extraction des caractéristiques sous forme d'un vecteur de description, et les sauvegardés dans une base de données d'apprentissage.

Chaque flamme est représentée sur la base de données d'apprentissage par quatre paramètres (énergie, entropie, contraste, moment inverse).

Le sous système de reconnaissance a pour objectif la reconnaissance de flamme. Il se charge d'abord du prétraitement de l'image à tester d'entrée.

L'image sera converti en niveau de gris puis en calcule sa matrice de cooccurrence. Puis elle passe par le module d'extraction des caractéristiques pour trouver son vecteur de description. Ce dernier sera utilisé pour calculer la distance dont le but de trouver la flamme correspondante dans la base de données d'apprentissage. En fonction des flammes reconnues, le système sélectionne la flamme la plus probable dans une base des flammes.

Nous avons implémenté notre système en langage JAVA. Le prototype réalisé respecte l'architecture que nous avons proposée pour la reconnaissance.

Conclusion Générale

Pour évaluer la performance de notre système en termes de précision de reconnaissance, nous avons mené une étude expérimentale qui porte sur le calcul de taux de la reconnaissance de flamme.

Les résultats obtenus sont prometteurs. En effet, nous avons reconnu un nombre importants des échantillons des images testés.

Bibliographie

[1] : Ineris PKu, entrepôts détection incendie v2, 19 février 2004 - 46059

[4] : YACINE KRAIMIA, Mise en œuvre d'un réseau de senseurs sans fil pour la détection d'un incendie, faculté des sciences de genie université laval québec, 2012

[5]: Prof. Dr. A. Coşkun Sönmez, flame recognition in video, Project Group 02011040 Eren Aykın, Istanbul, 2007

[6]: B. Ugur Töreyn, Yigithan Dedeoglu, Ugur Gudukbay, A. Enis Cetin , Computer Vision Based Method for Real-time Fire and Flame Detection, Pattern Recognition Letters, Elsevier, Department of Electrical and Electronics Engineering, Bilkent University, 06800 Bilkent, Ankara, Turkey, Department of Computer Engineering, Bilkent University, 06800 Bilkent, Ankara, Turkey, Received 26 June 2004; received in revised form 20 June 2005 Available online 26 August 2005

[7]: T. Chen, P. Wu, and Y. Chiou, "An early fire-detection method based on image processing," in ICIP '04, 2004, pp. 1707–1710

[8]: R. M. Haralick, K. Shanmugan, and I. Dinstein, "Textural features for image classification," IEEE Trans. Syst., vol. SMC-3, pp. 610-621, June 1973.

[9]: Comparaison Entre la Matrice de Cooccurrence et la Transformation en Ondelettes pour la Classification Texturale des Images SPOT-XS Abdelmounaime Safia, Tahar Iftene. CISTEMA 2003.

[10]: Shim, S., Choi, T. Image indexing by modified color cooccurrence matrix. In: Proc. Internat. Conf. on Image Processing. ., 2003

[11]: A. Vadivel, Shamik Sural, A. K. Majumdar. An Integrated Color and Intensity Cooccurrence Matrix, Pattern Recognition Letters, Vol. 28, No. 8. (1 June 2007), pp. 974-983.

[12]: IRichard E. Woods. "Digital Image Processing". 2001.

Bibliographie

[13]: A. K. Jain. Fundamentals of Digital Image Processing. Prentice-Hall Information and System Sciences Series. Prentice-Hall International, London, 1989.

[15] : Malika CHARRAD. Techniques d'extraction de connaissances appliquées aux données du Web, Ecole Nationale des Sciences de l'Informatique, Université de la Manouba, Tunis ,2005

[16]: Dr Chris Town and Dr Karl Harrison. “Large-scale Grid Computing for Content-based Image Retrieval”. ISKO UK 2009 conference, 22-23 June.

[17]: Brochu, F. et al. (2009) “Ganga: a tool for computational-task management and easy access to Grid resources”, published in arXiv:0902.2685v1, submitted to Comp. Phys. Comm, 2009.

[19] : Elise Gabarra, « De la binarisation de document vers la reconnaissance de symboles dans l'analyse de schéma électriques », thèse de doctorat, université de Pau et des Pays de l'Adour, 2008.

[20]: R. M. Haralick, “Statistical and structural approaches to texture”, Proceedings of the IEEE, Mai 1979, number 5, vol.67.

[21] : J. F. HADDON et J. F. BOYCE. Co-occurrence matrices for image analysis. IEEE Electronics and Communications Engineering Journal, 5(2):71–83, 1993.

[22]: R. M. HARALICK, K. SHANMUGAM et I. DINSTEN. Textural features for image classification. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-3(6):610–621, Novembre 1973.

[23]: R.M. Haralick. Statistical and structural approaches to texture. Proceedings of the IEEE In

Proceedings of the IEEE, Vol. 67, No. 5, pages 786–804, may 1979.

[24]: S.W. Zucker and D. Terzopoulos. Finding structure cooccurrence matrices for texture analysis. Computer Vision Graphics and Image Processing, 12:286–308, 1980.

[25]: A. Baraldi and F. Parmiggiani. An investigation of the textural characteristics associated with gray level cooccurrence matrix statistical parameters. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 33(2):293–304, march 1995.

Web graphie

[2] : www.installationsclassees.developpement-durable.gouv.fr/Risque-incendie.html

[3] : hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/16/72/54/PDF/B69.pdf

[14] : www.ensta-paristech.fr/~manzaner/Cours/IAD/AM_Segmentation.pdf

[18] : www.ensta-paristech.fr/~manzaner/Cours/IAD/AM_Indexation.pdf