

UNIVERSITE KASDI MARBAH OUARGLA

Faculté des Nouvelles Technologies de l'information et de La Communication

Département d'Informatique Et des Technologies de L'information



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Mathématique Et Informatique.

Filière : Informatique Académique.

Spécialité : Informatique Industrielle

Présenté par :

- ✓ Laalmi Houria.
- ✓ Bassou Oumessàd.

Thème

***Classification Des Feuilles de Plantes à Base de
Moment de Hu***

Soutenu publiquement :

Le : 14/06/2014.

Devant le jury :

Mr. Meflah Mohamed Salim

Mr. Khelili Khalida Farida

Mr. Bekkari Fouad

Président UKM Ouargla

Examineur UKM Ouargla

Rapporteur UKM Ouargla

Année universitaire : 2013/2014.

Remerciements

Je tiens en premier à remercier le bon dieu qui nous avoir dotés d'une patience pour réaliser et terminer notre travail avec succès.

Nous tenons à remercier chaleureusement et respectivement Tout ceux qu'ont contribué de près et loin à la réalisation de ce projet de fin d'étude

Et nous tiens remercier notre encadreur Mr Bekkari Fouad, Maître a l'université de Kasdi Merbah de Ouargla, d'avoir proposé et encadré ce sujet pendant 6 mois. Je lui exprime ma profonde gratitude pour m'avoir fait profiter de ses connaissances, mais aussi de ses méthodes de travail, et surtout de sa rigueur scientifique.

Nous remercions les membres de jury pour avoir accepter de juger notre travail.

*Nos remerciements s'adressent aussi AIADI OUSSAMA et BASSOU
AYOUB*

Un grand merci à toutes les personnes qui nous ont soutenues de près ou de loin au cours de la réalisation de ce modeste travail

Dédicace

Je voudrais dédier ce travail

A mon cher père

Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour, l'estime, le dévouement et le respect que j'ai toujours eu pour vous. Rien au monde ne vaut les efforts fournis jour et nuit pour mon éducation et mon bien être.

A ma très chère mère

Aucune dédicace ne saurait être assez éloquente pour Exprimer ce que tu mérites pour tous les sacrifices que tu n'as Cessé de me donner depuis ma naissance, durant mon enfance Et même à l'âge adulte.

A mes beaux frères

Abderahmane, Mohamed, Abdelhamid ,Noureddine ,Boumedienne et Rachid.

A mes belles sœurs

Saida, zina et Amina

A ma nièce

Meriem

A mon binôme Oumessad

A tous mes amis Surtout Djamila, Souhaila.

Et une spéciale dédicace à Oussama Aiadi qui nous aider a notre travail

Et à tous ceux que j'aime et à toutes les personnes qui m'ont prodigué des encouragements et se sont donné la peine de me soutenir durant cette formation

Houria.

Dédicace

Je voudrais dédier ce travail

A ma très chère mère

Aucune dédicace ne saurait être assez éloquente pour Exprimer ce que tu mérites pour tous les sacrifices que tu n'as Cessé de me donner depuis ma naissance, durant mon enfance Et même à l'âge adulte.

A mes beaux frères

Ibrahim et Abd Ali.

A mes belles sœurs

Mebrouka, Aouatef, Karima, Rabiaa.

A mon neveu

Ayoub, Amine.

A ma nièce

Saja.

A ma fiancée

Mebarek.

A mon binôme Houria

A tous mes amis Surtout Imene, Houria, Ilyess.

Et une spéciale dédicace à Oussama Aiadi qui nous aider à notre travail

Et à tous ceux que j'aime et à toutes les personnes qui m'ont prodigué des encouragements et se sont donné la peine de me soutenir durant cette formation

Oumessaad

Table des matières

Introduction générale	5
Chapitre I : La Classification : Notion, Objectifs et Méthodes.....	7
1.1 Introduction:.....	8
1.2 Définition de classification:	8
1.3 L'objectif de classification:	9
1.4 Les différents types Méthodes de classification:	9
1.4.1 Méthodes structurelles:	9
1.4.2 Méthodes paramétrique:	9
1.4.3 Méthodes non paramétriques:	9
1.4.4 Méthodes hiérarchiques :	10
1.4.5 Méthodes non hiérarchiques :	10
1.4.6 Méthodes supervisé :.....	10
1.4.7 Méthodes non supervisée :.....	11
1.5 Quelques méthodes de classification :.....	12
1.5.1 K plus proche voisin :.....	12
1.5.2 Machine à vecteurs de support :.....	13
1.5.3 Réseaux de Kohonen :.....	14
1.6 K-MEANS :.....	15
1.6.1 Principe :	16
1.6.2 Objectif de la méthode des "k-means" :.....	17
1.6.3 Algorithme de K-means :.....	17
1.6.4 Aspects algorithmiques :.....	18
1.6.5 Exemple :.....	19

1.6.6	Domaines d'applications :	20
1.6.7	Les différentes versions de K-Means :	20
1.6.8	Les avantages et les inconvénients :	22
1.7	Conclusion :	22
Chapitre II : les descripteurs des images.....		23
2.1	Introduction:	24
2.2	Définition d'une Image classique :	24
2.3	Définition d'une Image numérique :	24
2.4	Les types d'images :	25
2.4.1	Image Vectorielle :	25
2.4.2	Image Matricielle:	25
2.5	Les formats d'images :	25
2.6	Les descripteurs des images :	27
2.6.1	L'analyse globale :	27
2.6.2	L'analyse structurelle :	28
2.7	Les types des descripteurs des images	28
2.7.1	Les descripteurs de couleurs :	28
2.7.1.1	Les espaces de couleurs.....	29
2.7.1.2	L'histogramme :	29
2.7.2	Les descripteurs de textures	30
2.7.2.1	Les méthodes statistiques	30
2.7.2.2	Les méthodes fréquentielles	31
2.7.3	Le descripteur de formes :	33
2.7.3.1	Les descripteurs basés sur le contour :	34
2.7.3.2	Les descripteurs basés sur les régions :	34

2.7.4	Les invariants de Hu :.....	38
2.7.4.1	L’historique de moment de Hu :.....	38
2.7.4.2	Les moments invariants de Hu	38
2.7.4.3	Caractéristiques des moments de Hu :.....	40
2.8	Conclusion:	41
Chapitre III : Conception et Implémentation.		42
3.1	Introduction :.....	43
3.2	La conception de l’application :.....	43
3.3	Présentation d’UML :	43
3.4	Objectif de notre application HuFinder :	44
3.5	Description des acteurs :.....	44
3.6	Diagrammes de cas de séquence :.....	45
3.6.1	Calcule et affichage des moments de hu :.....	45
	Le scenario :.....	45
3.6.2	Classification des images à base de moment de hu :	46
	Scenario :.....	46
3.6.3	Diagramme de classe :.....	46
3.7	Présentation du langage d’application :.....	47
3.7.1	Présentation C# :	47
3.7.2	Présentation XML :	48
3.8	Présentation Développement:	48
3.9	Présentation d’Application :	49
3.9.1	Interface utilisateur :.....	49
3.9.2	Calcule de moment de Hu :.....	50
3.9.3	L’ajouté d’une image :	51

3.9.4	Classification :.....	52
3.10	Conclusion :.....	55

Liste des figures:

Figure I-1 : diagramme de voroni.....	13
Figure I-2 : Une illustration de l'algorithme K-means.....	19
Figure II-1 : histogramme d'une image.....	30
Figure III. 1 : Cas d'utilisation (calcul, parcourt et classification des images).....	44
Figure III. 2 : Calcul et affichage des moments de hu.....	45
Figure III. 3 : Classification des images à base de moment de hu.....	46
Figure III. 4 : Classe utilisateur et image.....	47
Figure III.1 : Interface de l'application.....	49
Figure III.2 : Menu de l'application.....	49
Figure III.3 : Calcul de Moment de Hu.....	50
Figure III.4 : Création d'un fichier XML.....	50
Figure III.5 : Parcours d'une Image.	51
Figure III.6 : L'ajout d'un Image.....	51
Figure III.7 : Affichage des valeurs des moments de Hu.....	52
Figure III.8 : Interface classification.....	52
Figure III.9 : parcourt de dossier pour classifier.....	53
Figure III.10 : Choix de nombre des classes.....	53
Figure III.11 : Classement à 3 Class.....	54
Figure III.12 : Classement à 6 Class.....	54

Introduction générale

La classification est un aspect intelligent lié aux êtres vivants, Le pouvoir de regrouper des objets à base des critères implicites ou explicites et une aptitude complexe.

L'automatisation de cet aspect nous conduisons à la classification automatique, une discipline qui regroupe plusieurs domaines d'études liés aux domaines d'applications, aux sources d'inspiration des méthodes de classification et aux outils utilisés pour la classification.

Notre travail s'inscrit au domaine de la classification et la reconnaissance des formes, spécialement les feuilles des plantes.

La classification automatique des feuilles des plantes a comme objectif de simplifier la tâche aux non spécialistes du domaine, d'aider les spécialistes et les organismes de conserver le patrimoine nationale agricole de chaquepays.

On utilise des images numériques des feuilles des plantes pour la classification, là les travaux de classification procèdent en deux manières : soit ils utilisent les paramètres structurelles des objets depuis les images, ces caractéristiques sont fortement liés aux objets et nécessitent une connaissance du domaine ; soit ils utilisent des paramètres liés au contenu des images : la couleur, le texture et la forme.

Notre travail consiste en premier lieu de donner une vision générale sur les méthodes de classification pour le but de choisir une méthode qui peut jouer le rôle de point de départ pour d'autres études approfondis, ce qui est représenté dans le premier chapitre.

En deuxième lieu, on va choisir des descripteurs parmi les descripteurs de forme qui sont les moments invariants de Hu, ce qui est représenté dans le deuxième chapitre.

Enfin le travail est concrétisé par une application à l'aide de langage Csharp, cette application peut être améliorée et enrichie par d'autres fonctionnalités.

Chapitre I : La Classification :Notion, Objectifs et Méthodes.

1.1 Introduction:

Etant donné "n" observations, comment puis-je les regrouper en un certain nombre de groupes (disons k) de façon à ce que les groupes obtenus soient constitués d'observations semblables et que les groupes soient le plus différents possible entre eux.

C'est la réponse à cette question que veulent fournir les méthodes de classification automatique. La diversité des méthodes en classification automatique est déconcertante au premier abord. Des volumes entiers ont été publiés sur le sujet. Nous nous bornerons ici à énoncer les grands principes qui sous-tendent toutes ces méthodes.

1.2 Définition de classification:

La classification est une méthode d'analyse des données qui vise à regrouper un ensemble d'observations en classes homogènes.

Le partitionnement des données est une tâche importante en analyse de données, elle divise un ensemble de données en plusieurs sous-ensembles, ces sous-ensembles appelés groupes ou clusters. Ces groupes sont caractérisés idéalement par une forte similarité à l'intérieur et une faible similarité entre les membres de différents groupes.

Noter que le terme classification est généralement utilisé par les auteurs français, les anglo-saxons utilisent le terme classification pour désigner le classement.

Selon le domaine, on trouve plusieurs synonymes au terme classification:

- **Segmentation:** marketing, traitement d'image...
- **Typologie**
- **Clustering :** terme anglo-saxon le plus utilisé.
- **Taxonomie** ou **Tixonomie:** biologie, zoologie.
- **Nosologie:** médecine.

1.3 L'objectif de classification:

L'utilité de la classification est évidente, on peut classer un ensemble des objets pour plusieurs raisons citons:

1. On fait la classification pour mieux agir, face à un ensemble d'états qu'ils ont besoin d'un traitement (par exemple un ensemble des patients), la classification nous aide pour donner le traitement qui convient à chaque classe des patients.
2. Simplifier la recherche: si on a un grand ensemble d'objets, la recherche d'un objet peut être une tâche coûteuse (temps, matériel, personnel...), la classification des objets peut réduire la taille de 'l'espace de recherche' [1].

1.4 Les différents types Méthodes de classification:

1.4.1 Méthodes structurelles:

Ce type de méthode exploitation des informations structurelles et contextuelle d'un objet, elles analysent l'objet en termes de ses composantes (primitives) et de leurs propriétés, on trouve par exemple l'analyse syntaxique d'une forme ou un objet à partir d'une grammaire, la distance d'arbres, la distance de graphes (isomorphismes de graphes, de sous-graphes, avec correction d'erreurs, etc.).

1.4.2 Méthodes paramétrique:

Un classifieur est dit **paramétrique** s'il associe à la signature spectrale (ou profil) une distribution statistique connue, le plus fréquemment pour le traitement d'images, la loi normale ou multi normale. Cette association offre la possibilité d'affecter à chaque pixel une probabilité d'appartenance à une classe donnée [2].

1.4.3 Méthodes non paramétriques:

Un classifié est dit **non paramétrique** si aucune distribution statistique paramétrique n'est exploitée, seule la distance spectrale sera alors prise en compte. Cette catégorie comprend

notamment les méthodes fondées sur la minimisation de distance (hyper boîte ou parallélépipédique, la distance minimale et la distance de Mahalanobis, K plus proches voisins, K-means, ISODATA, etc), de nouvelles méthodes apparues récemment s'ajoutent à cette catégorie comme les réseaux neuronaux et les Machines à Support Vecteurs (SVM).

1.4.4 Méthodes hiérarchiques:

Historiquement, elles furent les premières développées, principalement en raison de la simplicité des calculs. L'avènement des puissants ordinateurs leur a fait perdre une certaine popularité au profit des méthodes non-hiérarchiques. Toutefois, dans certains domaines (ex. paléontologie), elles demeurent d'utilisation courante en raison de leur capacité d'organiser les ressemblances suivant une hiérarchie, ce qui est le principe de classification habituel lorsqu'on parle d'espèces animales ou végétales.

Puisque les méthodes hiérarchiques fusionnent les groupes à des degrés décroissants de ressemblance, il est naturel de représenter les résultats de la classification au moyen d'une structure arborescente que l'on appelle dendrogramme.

1.4.5 Méthodes non hiérarchiques :

Ces méthodes sont plus proches des méthodes factorielles vues jusqu'ici. Leur essor est relié à la possibilité récente d'effectuer à très faible coût des montagnes de calculs. L'idée sous-jacente consiste à rechercher les zones denses du nuage d'observations.

1.4.6 Méthodes supervisé:

La méthode supervisée cette fois-ci l'utilisateur définit le nombre de classes, mais aussi les sites de références sur lesquels se base le logiciel pour les regroupements.

Une fois la classification réalisée, il y a une phase d'évaluation et de validation par la réalisation d'une matrice de confusion [3].

1.4.7 Méthodes non supervisée :

Les méthodes de classification basées sur l'apprentissage non supervisé consistent à inférer des connaissances sur des classes sur la seule base des échantillons d'apprentissage, et sans savoir a priori à quelles classes ils appartiennent. Contrairement à l'apprentissage supervisé, on ne dispose que d'une base d'entrées et c'est le système qui doit déterminer ses sorties en fonction des similarités détectées entre les différentes entrées (règle d'auto organisation). On pourrait imaginer que l'algorithme d'apprentissage décide lui-même des classes qui existent et de la classification de chaque exemple.

Contrairement à l'apprentissage supervisé, dans l'apprentissage non-supervisé il n'y a pas d'oracle qui explicite les étiquettes. L'utilisation de ce type d'algorithme permet de trouver des structures, des dépendances entre descripteurs... qui nous sont inconnues (on dit aussi latentes ou cachées).

Quelques bonnes raisons de s'intéresser à la classification non supervisée

- ✓ Profusion d'enregistrements et de variables.
- ✓ Constituer des échantillons d'apprentissage étiquetés peut être très coûteux.
- ✓ Découvertes sur la structure et la nature des données à travers l'analyse exploratoire.
- ✓ Utile pour l'étude de caractéristiques pertinentes.
- ✓ Prétraitement avant l'application d'une autre technique de fouille de données.
- ✓ il peut être intéressant de découvrir de l'information sur un grand nombre de données non annotées, et d'utiliser ensuite les méthodes supervisées seulement sur les clusters trouvés.
- ✓ de meilleurs résultats peuvent être obtenus à l'aide d'une méthode non-supervisée dans le cas où les motifs changent doucement avec le temps.

- ✓ les méthodes non-supervisées permettent de découvrir des informations de nature et de structure des données utiles.

1.5 Quelques méthodes de classification :

1.5.1 K plus proche voisin :

Cette méthode diffère des traditionnelles méthodes d'apprentissage car aucun modèle n'est induit à partir des exemples. Les données restent telles quelles : elles sont simplement stockées en mémoire.

Prédire la classe d'un nouvel objet, l'algorithme cherche les K plus proches voisins de ce nouveau cas et prédit (s'il faut choisir) la réponse la plus fréquente de ces K plus proches voisins. La méthode utilise donc deux paramètres : le nombre K et la fonction de similarité pour comparer le nouveau cas aux cas déjà classés.

$$d(x_i, x_j) \equiv \sqrt{\sum_{r=1}^n (a_r(x_i) - a_r(x_j))^2}$$

Ces valeurs sont arbitraires mais importantes car des résultats très différents résultent de leurs choix. Notez aussi que, si le temps d'apprentissage est inexistant puisque les données sont stockées telles quelles, la classification d'un nouveau cas est par contre coûteuse puisqu'il faut comparer ce cas à tous les exemples déjà classés.

Voici un exemple. On doit classer le nouveau document x_q . Si on choisit $K = 1$, x_q sera classé +. Si

$K = 5$, le même x_q sera classé -. On voit donc que le choix de K est très important dans le résultat final !

Sur la figure de droite, on a représenté les exemples par des points. Chaque surface autour d'un exemple montre les positions possibles de nouveaux cas à classer où le résultat de la

classification sera la classe de l'exemple si $K=1$. Cette figure est aussi connue sous le nom de **diagramme de Voronoi**.

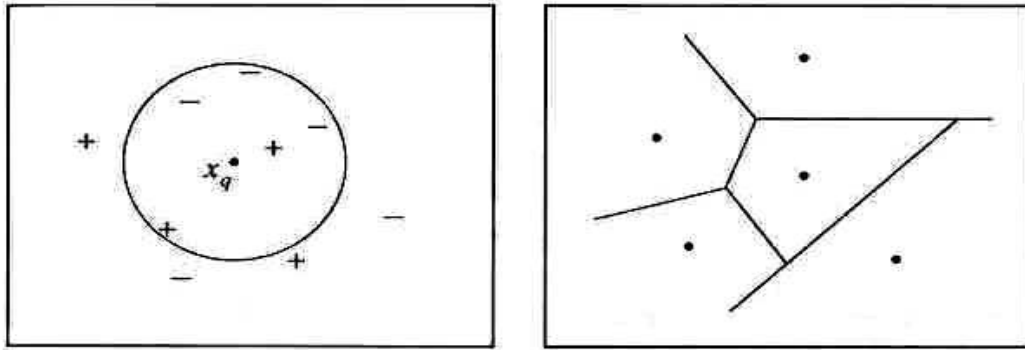


Figure I-1 : diagramme de voroni.

Dans KNN de base, on choisit la classe majoritairement représentée par les K plus proches voisins.

Une autre solution est de pondérer la contribution de chaque K plus proche voisin en fonction de sa distance avec le nouveau cas à classer.

1.5.2 Machine à vecteurs de support :

Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (en anglais Support Vector Machine, SVM) sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à résoudre des problèmes de classification. Les SVM sont une généralisation des classifiées linéaires.

Les SVM ont été développés dans les années 1990 à partir des considérations théoriques de Vladimir Vapnik sur le développement d'une théorie statistique de l'apprentissage : la Théorie de Vapnik-Chervonenkis. Les SVM ont rapidement été adoptés pour leur capacité à travailler avec des données de grandes dimensions, le faible nombre d'hyper paramètres, leurs garanties théoriques, et leurs bons résultats en pratique.

Les SVM ont été appliqués à de très nombreux domaines (bio-informatique, recherche d'information, vision par ordinateur, finance...). Selon les données, la performance des machines à vecteurs de support est de même ordre, ou même supérieure, à celle d'un réseau de neurones ou d'un modèle de mixture gaussienne.

Hyperplan qui est le lieu des points x satisfaisant $\langle w, x \rangle + b = 0$. En orientant l'hyperplan, la règle de décision correspond à observer de quel côté de l'hyperplan se trouve l'exemple x . On voit que le vecteur w définit la pente de l'hyperplan (w est perpendiculaire à l'hyperplan). Le terme b quant à lui permet de translater l'hyperplan parallèlement à lui-même.

L'objectif de la discrimination linéaire est de trouver la bonne fonction de décision $h(s)$. La classe de tous les hyperplans qui en découle sera notée H .

1.5.3 Réseaux de Kohonen :

Les réseaux de neurones sont composés d'éléments simples (ou neurones) fonctionnant en parallèle. Ces éléments ont été fortement inspirés par le système nerveux biologique. Comme dans la nature, le fonctionnement du réseau (de neurone) est fortement influencé par la connections des éléments entre eux. On peut entraîner un réseau de neurone pour une tâche spécifique (reconnaissance de caractères par exemple) en ajustant les valeurs des connections (ou poids) entre les éléments (neurone).

La méthode d'apprentissage dite superviser est souvent utilisée mais des techniques d'apprentissage non supervisé existent pour des réseaux de neurones spécifiques. Ces réseaux peuvent, par exemple, résoudre des problèmes de classification comme la carte de Kohonen.

la carte topologique de Kohonen ('Self-organizingmap'), ou SOM impose une structuration supplémentaire sur ses neurones. cette structuration lie les neurones ensemble en une (surface élastique), et les contraintes à respecter une certaine topologie lors de l'apprentissage, il en résulte que le comportement final des neurones varie graduellement d'une région de la carte à l'autre plutôt qu' arbitrairement comme c'est en général le cas dans les réseaux compétitifs.

La carte topologique est composée essentiellement d'une couche compétitive de neurones de sortie. Les neurones sont alimentés par une couche d'entrée qui ne fait que passivement refléter le patron d'entrée présenté au réseau.

La règle d'apprentissage de la carte topologique est compétitive et non supervisée, et ressemble beaucoup à celle VQ (vector quantisation). Cependant, plutôt que d'entraîner uniquement le neurone vainqueur, tous les neurones dans le voisinage entendu du vainqueur ont le droit à un apprentissage :

$$\Delta = \eta(\mathbf{c}, \mathbf{i}, t) \cdot (\mathbf{I} - \omega \mathbf{i})$$

Ainsi, la carte topologique effectue une forme d'apprentissage à fuite. Intuitivement, l'apprentissage se poursuit de la façon suivante : quand un neurone gagne la compétition, ses poids sont modifiés selon une règle compétitive, et il se spécialise progressivement dans la détection d'un type de données. Cependant, les neurones autour d'un vainqueur subissent aussi un apprentissage, et sont donc entraînés au même type de réponse. Cela a tendance à former une région, une "bulle" centrée autour du vainqueur, dont les neurones sont sensibles au même type de données. Comme l'apprentissage se poursuit les neurones gagnent chacun leur tour, ce qui leur donne à tous une certaine spécificité. Cependant parce que les neurones profitent aussi de la victoire de leur voisins, leur spécialisation n'est pas arbitraire, elle est influencée par celle des neurones environnant (c'est un phénomène qui est responsable de la graduation des spécialisations observable le long de la carte).

1.6 K-MEANS :

L'algorithme des k-moyennes (ou K-means en anglais) est un algorithme de partitionnement de données relevant des statistiques et de l'apprentissage automatique (plus précisément de l'apprentissage non supervisé). C'est une méthode dont le but est de diviser des observations en K partitions (clusters) dans lesquelles chaque observation appartient à la partition avec la moyenne la plus proche. Les nuées dynamiques sont une généralisation de ce principe, pour laquelle chaque partition est représentée par un noyau pouvant être plus complexe qu'une

moyenne. L'algorithme classique de K-means est le même que l'algorithme de quantification de Lloyd-Max.

L'algorithme de regroupement autour de centres mobiles est généralement imputé à Forgy [13]. En réalité, de nombreux travaux ont été menés parallèlement sur le thème des centres mobiles, introduisant des variantes [14]. Cette méthode est connue, en anglais, sous le nom de k-moyennes (k-means). La méthode des k-moyennes est imputée par certains auteurs en France [15], dont l'algorithme commence également par un tirage des centres, mais contrairement à la technique des centres mobiles, chaque réaffectation d'un point entraîne une modification immédiate du centre correspondant [4].

1.6.1 Principe :

On suppose qu'il existe K classes distinctes. On commence par désigner K centres de classes U_1, \dots, U_K parmi les individus. Ces centres peuvent être soit choisis par l'utilisateur pour leur "représentativité", soit désignés aléatoirement. On réalise ensuite itérativement les deux étapes suivantes :

- Pour chaque individu qui n'est pas un centre de classe, on regarde quel est le centre de classe le plus proche. On définit ainsi K classes C_1, \dots, C_K , où $C_i = \mathbf{f}$ **ensemble des points les plus proches du centre U_i** .
- Dans chaque nouvelle classe C_i , on définit le nouveau centre de classe U_i comme étant le barycentre des points de C_i .

L'algorithme s'arrête suivant un critère d'arrêt fixé par l'utilisateur qui peut être choisi parmi les suivants : soit le nombre limite d'itérations est atteint, soit l'algorithme a convergé, c'est-à-dire qu'entre deux itérations les classes formées restent les mêmes, soit l'algorithme a "presque" convergé c'est-à-dire que l'inertie intra-classe ne s'améliore quasiment plus entre deux itérations [5].

1.6.2 Objectif de la méthode des "k-means" :

La méthode des "K-means" reste actuellement la méthode la plus utilisée surtout pour les grands fichiers de données qui contiennent plus de 40 000 individus. En effet, cette méthode a été utilisée pour classer 40 000 personnes. Ceux-ci ont répondu à une enquête sur les ventes par correspondance d'une entreprise afin d'obtenir des profils types de clientèle.

Cette méthode à l'instar de la méthode hiérarchique, a l'avantage d'être efficace et très rapide. La classification hiérarchique a l'inconvénient d'utiliser toutes les ressources de l'ordinateur. Elle procède par le calcul pour chaque point sa distance à tous les autres. Elle effectue ensuite un tri et enfin elle agrège les individus les plus proches. La méthode hiérarchique est itérative et elle est inefficace pour les grands fichiers de données. Le principe de la méthode des "k-means" c'est que la classification se fait sur la base du critère des plus proches voisins. Celui-ci signifie que chaque individu est affecté à une classe s'il est très proche de son centre de gravité.

La particularité de la méthode des "k-means" c'est que le nombre de classes doit être spécifié préalablement. La méthode la plus utilisée pour estimer ce nombre c'est de mener une classification hiérarchique sur un échantillon représentatif de l'ensemble I des individus. Une autre manière de procéder est de se baser sur le nombre de classes obtenues par des classifications ayant les mêmes objectifs que la présente étude.

1.6.3 Algorithme de K-means :

L'algorithme de K-means est un algorithme itératif qui partitionne un ensemble de données (individu) en un nombre prédéfini de K classes. À valeur de K est choisie selon une connaissance préalable.

Chaque groupe est représenté par sa moyenne (centre de la classe) U_K .

La mesure par défaut de (dis) similitude est la distance euclidienne $\| \cdot \| ^2$

L'Algorithme minimise itérativement la fonction objective positive suivante appelée mesure de distorsion, qui correspond au carré de la distance euclidienne totale entre chaque individu x_i et son représentant le plus proche du cluster u_{zi} .

On va commencer avec une solution initiale (itération 0) ($U^{(0)}_1, \dots, U^{(0)}_K$) en choisissant aléatoirement K individus comme centres des classes .

Répéter à chaque itération q jusqu'à la convergence.

1-Etape d'affectation :

Chaque individu x_i est affecté à la classe de son plus proche centroïde au sens la distance euclidienne : $i = 1, \dots, n$.

2-etape de relocation :

Chacun des représentants des classes (les centres) est déplacé vers le centre (ie, la moyenne arithmétique) de toutes les données qui lui sont assignées.

On s'arrête lorsque une condition d'arrête et atteinte (un nombre d'itérations, une convergence vers un état stable).

1.6.4 Aspects algorithmiques:

→ The K-means algorithm is simple to implement and relatively fast.

- La convergence est atteinte quand les centres ne bougent plus.
- Fonction objectif non convexe → Convergence seulement vers un minimum local

→ Lancer plusieurs fois l'algorithme, chacune avec une initialisation différente, et en sélectionner la solution fournissant la distorsion minimale à la convergence

- Des fois (surtout pour un grand nombre de classe K), on peut trouver des classes vides au cours de l'algorithme : une solution consiste à affecter à cette classe vide des exemples de la classe ayant le plus grand nombre d'exemples.

1.6.5 Exemple :

La figure I.2 : illustre l'algorithme sur un exemple où quatre points $a(-1,1)$, $b(0,1)$, $c(3,0)$ et $d(3,-1)$ doivent être classés en 2 classes. On remarque sur cet exemple que bien qu'à l'initialisation les centres de classes sont mal répartis, l'algorithme a convergé en retrouvant les « vraies » classes.

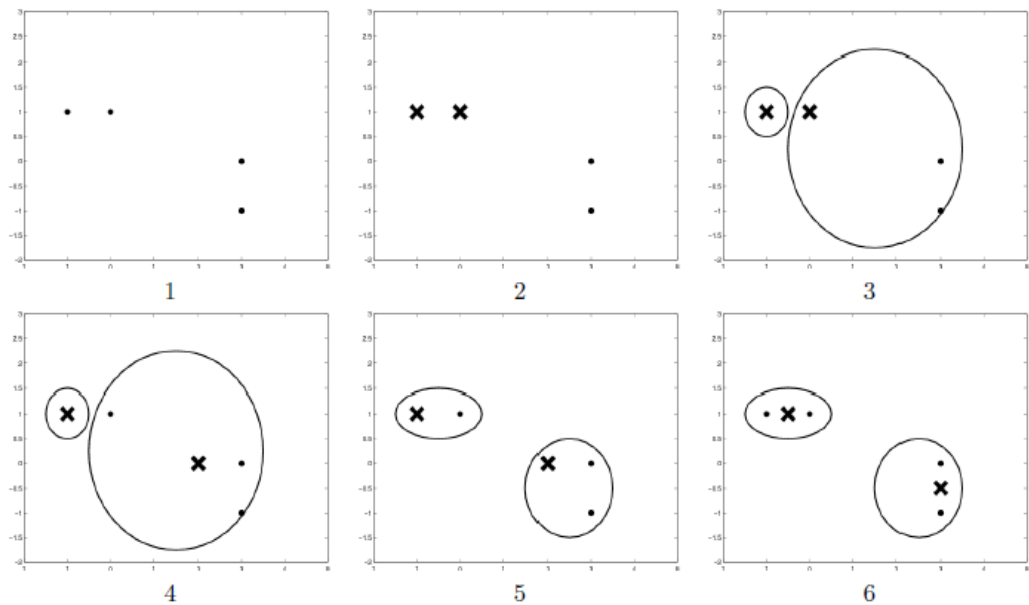


Figure I-2 : Une illustration de l'algorithme K-means.

- (1) On dispose de 4 points à classer en deux classes.
- (2) à l'initialisation, deux de ces points sont choisis comme centres de classe.
- (3) Deux classes sont créés en regroupant les autres points en fonction du centre de classe le plus proche.
- (4) On définit les nouveaux centres de classe comme étant le barycentre des classes nouvellement créées.
- (5) On regroupe à nouveau les points.

(6) On définit les nouveaux centres de classes. A l'étape suivante rien ne change, l'algorithme a convergé. [5].

1.6.6 Domaines d'applications :

* **Marketing** : segmentation du marché en découvrant des groupes de clients distincts à partir de bases de données d'achats.

* **Environnement**: identification des zones terrestres similaires (en termes d'utilisation) dans une base de données d'observation de la terre.

* **Assurance**: identification de groupes d'assurés distincts associés à un nombre important de déclarations.

* **Planification de villes** : identification de groupes d'habitations suivant le type d'habitation, valeur, localisation géographique, ...

***Médecine** : Localisation de tumeurs dans le cerveau Nuage de points du cerveau fournis par le neurologue. [6]

1.6.7 Les différentes versions de K-Means :

Elle existe plusieurs version de K-means ,On peut citer les version suivantes :[6]

L'algorithme de Lloyd:

L'initialisation de l'algorithme est similaire à la description ci-dessus. Les ajustements sont réalisés en calculant le centroïde pour chaque classe et en utilisant ces centroïde comme les points de référence dans l'itération suivante pour tous les points de données. La mise à jour des centroïdes n'est faite qu'après une itération.

Standard k-means:

Cet algorithme est meilleur que celui de Lloyd en termes de l'utilisation plus efficace de l'information à chaque pas d'itération. C'est à dire la mise à jour des centroïdes est faite **pendant**

et **après** une itération. Si un point appartient à une classe et que pour lui, le centroïde de cette classe est le point de référence le plus proche, alors il n'y aura aucun ajustement. Mais si après avoir affecté un point x à une classe A, on trouve qu'il y a une autre classe B dont le centroïde est le point de référence plus proche de x que celui de A, alors il faut réaffecter x à la classe B et recalculer les centroïdes de toutes les deux classes, et les points de référence de ces deux classes se déplacent aux nouveaux centroïde.

Continuous k-means:

Cet algorithme diffère au standard k-means par le choix des points de référence initiaux et la sélection des points pour la mise à jour des classes. Dans la première différence, pas comme dans Lloyd ou standard k-means où les points de référence initiaux sont arbitrairement choisis, dans cet algorithme, ces points sont choisis comme un échantillon aléatoire de la population entière des points. Si l'échantillon est assez gros, alors la distribution des points de référence initiaux pourrait refléter celle des points de la population. La deuxième différence, contrairement au standard k-means où tous les points sont séquentiellement examinés, cet algorithme n'examine qu'un échantillon aléatoire des points.

L'algorithme de Forgy :

Est similaire à l'algorithme EM et ses itérations disposent de deux pas : réaffecter tous les points à leur centroïde le plus proche et recalculer les centroïdes des nouveaux groupes créés. Les itérations continuent jusqu'à ce qu'on atteigne un critère de terminaison (par exemple, il n'y a plus de réaffectations).

L'algorithme d'optimisation itérative :

Réaffecte les points en se basant sur une analyse plus détaillée des effets sur la fonction objective quand un point est déplacé de sa classe à une classe potentielle. Si l'effet est positif, ce point sera réaffecté et deux centroïdes seront recalculés. L'expérimentation prouve que la version classique est souvent meilleure que celle de Forgy.

1.6.8 Les avantages et les inconvénients :

Le K-means a plusieurs avantages et inconvénients, On a trouvé ces avantages :

❖ Les avantages

- L'algorithme de k-means est très populaire du fait qu'il est très facile à comprendre et à mettre en œuvre.
- La méthode résolve une tâche non supervisée, donc elle ne nécessite aucune information sur les données.
- Sa simplicité conceptuelle.
- Sa rapidité et ses faibles exigences en taille mémoire.
- La méthode est applicable à tout type de données (mêmes textuelles), en choisissant une bonne notion de distance.

❖ Les inconvénients

- La partition finale dépend de la partition initiale. Le calcul des centroïdes, après chaque affectation d'un individu, influence le résultat de la partition finale. En effet, ce résultat dépend de l'ordre d'affectation des documents.
- Le nombre de classes est un paramètre de l'algorithme. Un bon choix du nombre k est nécessaire, car un mauvais choix de k produit des mauvais résultats. [6].

1.7 Conclusion :

Nous avons vu une généralité sur les méthodes de classification et un aperçu sur les principes de l'approche qui infère à partir d'un échantillon d'exemples.

Et on détaillera à la fin une de ses grandes approches en étudiant et analysant un Méthode précis de classification 'K-means'.

Chapitre II : les descripteurs des images

2.1 Introduction:

L'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec l'autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises. Dans ce chapitre, nous définissons les notions de base que nous utiliserons dans ce mémoire. Nous abordons en particulier la définition, l'historique, les types des images, les formats et les modèles de représentation d'une image. Nous abordons également les notions des descripteurs utilisés pour classer les images.

2.2 Définition d'une Image classique:

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

L'image peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x,y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation [7].

2.3 Définition d'une Image numérique:

Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo, ou dessinées sur du papier, les images manipulées par un ordinateur sont numériques (représentées par une série de bits). La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x,y)$ où x, y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image. $F(x, y)$: niveau de gris en ce point.

2.4 Les types d'images:

2.4.1 Image Vectorielle:

Une image vectorielle en informatique, est une image numérique composée d'objets géométriques individuels (segments de droite, polygones, arcs de cercle, etc.) définis chacun par divers attributs de forme, de position, de couleur, etc.

Elle se différencie de cette manière des images matricielles ou « bitmap », dans lesquelles on travaille sur des pixels.

Ces images peuvent être créées avec des logiciels spécifiques comme Adobe Flash ou Adobe Illustrator.

Il existe de nombreux formats de fichiers vectoriels, parmi lesquels, on peut citer : .SVG, .DXF ou .DWG[7].

2.4.2 Image Matricielle:

Une image matricielle ou bitmap est représentée, comme son nom l'indique, par une matrice de points (un tableau à deux dimensions). Ces points sont appelés des pixels.

Le nom pixel provient du terme anglais PICtureELeMent qui signifie le plus petit élément de l'image qui peut être manipulé par le matériel et les logiciels d'imageries ou d'impression.

En fait, vos fichiers d'extension .bmp, .jpg, .gif, .png sont des fichiers d'images bitmap.

Lorsque vous zoomez une image bitmap comme le montre la figure ci-dessous, vous pouvez identifier ces points coloriés à cause de l'effet aliasing (ou crénelage) qui apparaîtront lors d'une faible résolution[7].

2.5 Les formats d'images :

Un format d'image est une représentation informatique de l'image se sont:

BMP (BitMaP): Le format BMP est le format par défaut du logiciel Windows. C'est un format matriciel. Les images ne sont pas compressées.

DXF : Le format DXF est un format vectoriel créé par la compagnie AutoDesk pour son logiciel de CAO AUTOCAD. Bien qu'étant un format très répandu dans le monde de la conception et du dessin assisté par ordinateur, le format DXF est très peu répandu en d'autres domaines.

EPS (Encapsulated PostScript) : Un document en format EPS vectoriel est un fichier en langage PostScript décrivant le contenu d'une image ou d'une page complète (textes, filets, images importées).

PNG : Portable Network Graphics: Les images PNG stockent une image raster unique de n'importe quelle profondeur de couleur. Le format PNG est un format indépendant de la plateforme.

JPEG : Joint Photographic Experts Group : Les images JPEG stockent une image raster unique avec une profondeur de couleur 24 bits. Le format JPEG est indépendant de la plateforme et il prend en charge les niveaux les plus élevés de compression ; toutefois, cette compression entraîne une perte. Les fichiers JPEG progressifs prennent en charge l'entrelacement.

GIF : GraphicsInterchange Format : Les images GIF stockent des données d'image raster uniques ou des données d'image raster multiples en 8 bits ou 256 couleurs. Les images GIF prennent en charge la transparence, la compression, l'entrelacement et les images multiples (GIF animés).

TIFF : Tagged Image File Format : Les images TIFF stockent une image raster unique de n'importe quelle profondeur de couleur. Le format TIFF est de l'avis général le format de fichier graphique le plus largement pris en charge dans l'industrie de l'imprimerie. Il prend en charge la compression facultative et ne convient pas à l'affichage dans les navigateurs Web.

DXF : AutoCAD DrawingInterchange File : Le format DXF est un format ASCII vectoriel utilisé par le programme Autodesk AutoCAD. AutoCAD fournit des schémas très

détaillés qui sont totalement évolutifs.

CGM : Computer Graphics Metafile: Le métafichier CGM peut contenir des informations vectorielles et des informations d'image bitmap. Il s'agit d'un format de fichier normalisé au niveau international et utilisé par de nombreuses organisations et agences gouvernementales.

CDR : CorelDRAW!: Le métafichier CorelDRAW! peut contenir à la fois des informations vectorielles et des informations d'image bitmap.

WMF : Windows Metafile: Le format WMF est un format de métafichier 16 bits qui peut contenir à la fois des informations vectorielles et des informations d'image bitmap. Il est optimisé pour le système d'exploitation Windows.

EPS : Encapsulated PostScript: Le format Encapsulated PostScript est un langage de description d'imprimante propriétaire qui peut décrire des informations vectorielles et des informations d'image bitmap.

EMF : Enhanced Metafile: Le format Enhanced Metafile est un format 32 bits qui peut contenir à la fois des informations vectorielles et des informations d'image bitmap. Ce format est une amélioration du format WMF (Windows Metafile Format).

2.6 Les descripteurs des images :

On décrit rarement un objet dans sa totalité. On cherche ainsi à isoler les parties sur lesquelles on effectue des mesures (paramètres) reflétant l'identité de la forme générale. On rencontre principalement deux types d'approche d'extraction de paramètres: **l'analyse globale** et **l'analyse structurelle**.

2.6.1 L'analyse globale :

Concerne l'étude globale des propriétés de la forme sans distinction de composition ou de structure.

De manière générale on trouve deux grands types de mesures :

- **Numériques** : les mesures correspondent à des calculs quantitatifs (diamètre, aire, périmètre.....etc.).
- **Logiques** : les mesures correspondent à des calculs qualitatifs. l'objet est représenté par un vecteur binaire ou chaque composante indique la présence ou l'absence d'une certaine propriété.

L'approche globale est très efficace sur des formes simples mais elle devient totalement inutile sur des formes riches en informations structurelles.

2.6.2 L'analyse structurelle :

Elle est basée sur des techniques plus "humaines" ; qui utilisent les segments, les contours, les squelettes, les orientations etc.

Le besoin d'une analyse structurelle devient indispensable dans le cas des images, où les formes sont totalement structurées, à ce moment ; la décision n'est pas uniquement la détermination d'un seul nom ou le calcul d'une seule mesure mais, plutôt la description d'une certaine situation ; par exemple l'emplacement des objets dans l'image et leur disposition mutuelle. Cette description se réalise souvent par l'analyse de l'objet en terme de ses formes primitives et de leur relation. Les formes primitives dépendent de la nature de l'objet traité mais doivent correspondre à une représentation simplifiée de l'objet.

2.7 Les types des descripteurs des images

2.7.1 Les descripteurs de couleurs :

La couleur est une caractéristique riche d'information et très utilisée pour la présentation des images. Elle forme une partie significative de la vision humaine. La couleur est devenue la première signature employée pour la classification, le suivi et la recherche d'images par le contenu en raison de son invariance par rapport à l'échelle, la translation et la rotation. Ces valeurs tridimensionnelles font que son potentiel discriminatoire soit supérieur à la valeur en

niveaux de gris des images. Une indexation couleur repose sur deux principaux choix : l'espace colorimétrique et le mode de représentation de la couleur dans cet espace [8].

2.7.1.1 Les espaces de couleurs

Avant de sélectionner un type de description du contenu couleur, il convient de choisir un espace de couleurs. Une couleur est généralement représentée par trois composantes. Ces composantes définissent un espace de couleurs. Plusieurs études ont été réalisées sur l'identification d'espaces colorimétriques le plus discriminants mais sans succès car il n'existe pas d'espace de couleurs idéal. Il existe plusieurs espaces colorimétriques qui ont chacun certaines caractéristiques intéressantes.

L'espace RGB est très simple à utiliser, car c'est celui employé par de nombreux appareils de capture d'images qui effectuent leurs échanges d'informations uniquement en utilisant les triplets (Rouge, Vert, Bleu). On parle d'espace colorimétrique orienté matériel. Cette manière de représenter la couleur est extrêmement basique, puisqu'aucun traitement n'est nécessaire. Cependant, ces trois composantes sont fortement corrélées, cet espace est sensible aux changements d'illumination, et ne correspond pas au processus de perception humaine.

2.7.1.2 L'histogramme :

L'histogramme est défini comme une fonction discrète qui associe à chaque valeur d'intensité le nombre de pixels prenant cette valeur. La détermination de l'histogramme est donc réalisée en comptant le nombre de pixel pour chaque intensité de l'image.

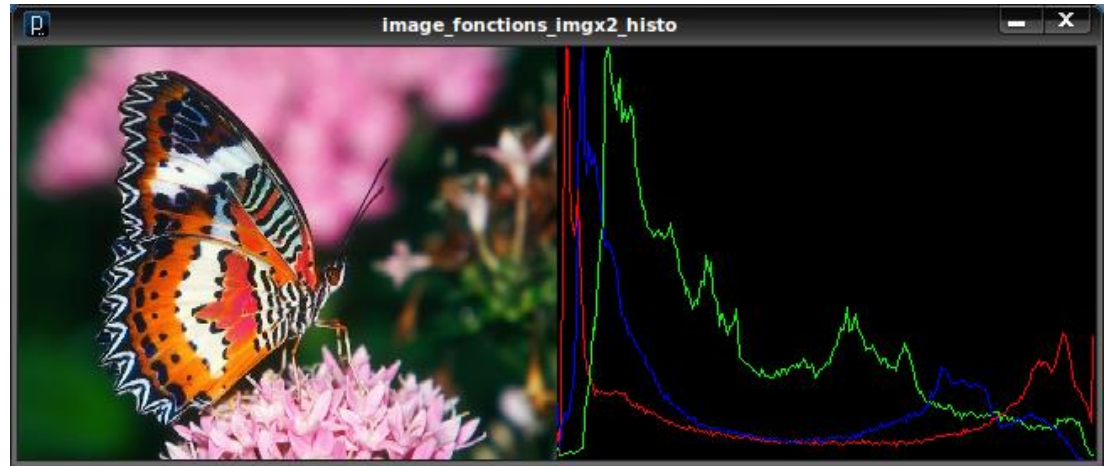


Figure II-1 : histogramme d'une image.

2.7.2 Les descripteurs de textures

La texture est le second attribut visuel largement utilisé décrire une image. Elle permet de combler un vide que la couleur est incapable de faire, notamment lorsque les distributions de couleurs sont très proches.

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 spatialement agencés selon un certain nombre de relations spatiales, ainsi créant une région homogène.

La texture, joue donc un rôle important en analyse d'images non seulement dans les applications de classification mais aussi de segmentation et de caractérisation [8].

De nombreuses approches et modèles ont été proposées pour la caractérisation de la texture. Parmi les plus connues, on peut citer : les méthodes statistiques, les méthodes fréquentielles et les méthodes géométriques. Nous introduisons dans ce qui suit quelques représentations de la texture largement utilisées.

2.7.2.1 Les méthodes statistiques

Ce sont les méthodes basées sur des évaluations quantitatives de la distribution de niveaux de gris. Elles étudient les relations entre un pixel et ses voisins. Elles sont utilisées pour

caractériser des structures fines, sans régularité apparente. Plus l'ordre de la statistique est élevé et plus le nombre de pixels allant de 1 à n mis en jeu est important. Parmi ces méthodes on peut citer la méthode de la dépendance spatiale des niveaux de gris (SGLDM : Spatial Gray LEVEL Dépendance METHOD) ou matrices de cooccurrences, caractéristiques de TAMURA, la matrice de longueur de plages et la méthode de différence de niveau gris (GLDM : Gray LevelDifférence Méthode)[8].

La méthode de différence de niveaux de gris :

La méthode de différence de niveaux de gris GLDM permet de calculer le nombre d'apparitions d'une différence de niveaux de gris donnée. Cela revient à calculer des paramètres sur une image de différence entre une image initiale et une image translatée de d. La GLDM donne un aspect de la texture au sens de la différence de niveaux de gris entre les pixels. Cette différence des niveaux de gris est définie pour chaque pixel d'une région donnée par :

$$g = |f(x, y) - f(x + dx, y + dy)|$$

où $f(x,y)$ est le niveau de gris au point de coordonnée (x,y) , et les coordonnées du vecteur déplacement sont décrites par (dx,dy) . Dans cette technique, on considère que la distribution des valeurs prises par g pour l'ensemble des pixels appartenant à l'objet caractérise la texture. On résume la distribution de g par les paramètres usuels de la statistique.

Parmi ces paramètres on peut citer le contraste, la moyenne, l'entropie, le second moment angulaire)[8].

2.7.2.2 Les méthodes fréquentielles

L'une des méthodes de description de la texture les plus utilisées concerne les propriétés fréquentielles et s'appuie sur la transformée de Fourier, le filtre, les ondelettes etc. Elle repose sur l'analyse d'une fonction de densité spectrale dans un domaine fréquentiel. La texture est définie comme un mélange de signaux de fréquences, d'amplitudes et de directions

différentes. Ces méthodes consistent à extraire l'énergie portée par le signal dans diverses bandes de fréquence) [8].

Les filtres de Gabor :

Les filtres de Gabor sont largement utilisés en indexation, pour la description de la texture. Ils permettent une bonne résolution temporelle à haute fréquence et une bonne résolution harmonique sans grande précision temporelle à basse fréquence. Sommairement, les paramètres de texture sont déterminés en calculant la moyenne et l'écart type des niveaux de gris de l'image filtrée par Gabor. En fait, ce n'est pas une seule valeur de moyenne et d'écart type qui sera calculée, mais plutôt un ensemble de valeurs égal au nombre d'échelles multiplié par le nombre d'orientations utilisées. On aura donc ce qui est parfois appelé la banque de filtre de Gabor. Mathématiquement, toutes les valeurs des moyennes et d'écart type calculées seront regroupées dans un seul vecteur descripteur.

Les ondelettes :

La transformée en ondelettes consiste à décomposer un signal en utilisant une famille de fonctions $\psi_{m,n}(x)$ obtenues par la translation et la dilatation d'une fonction mère $\psi(x)$. Les ondelettes (équation 25) sont générées à partir de cette fonction $\psi(x)$.

$$\psi_{m,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{m}} \psi\left(\frac{t-n}{m}\right) \quad m > 0, n \in \mathcal{R}$$

Où m est le facteur d'échelle (dilatation), n est le facteur de translation et $\frac{1}{\sqrt{m}}$ est un facteur de normalisation à travers les différentes échelles. On définit alors les coefficients de la transformée en ondelettes d'un signal $s(x)$, comme étant les produits scalaires :

$$C_s(m, n) = \frac{1}{\sqrt{m}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(x) \overline{\psi\left(\frac{x-n}{m}\right)} dx$$

À partir de la transformée en ondelettes on peut extraire des attributs de différents types et à différents niveaux de résolution. L'image d'approximation donne des informations sur les régions qui composent l'image, d'une résolution fine à une résolution grossière. Les images de détails donnent des informations horizontales, verticales et diagonales sur l'image. L'énergie des coefficients d'ondelettes est directement disponible, on la calcule en prenant la somme des carrés des coefficients d'ondelettes. On a ainsi des mesures d'énergie à différents niveaux de résolution.

L'extraction d'attributs caractéristiques de texture a donné aussi lieu à un certain nombre de méthodes d'analyse géométrique. Ces méthodes sont dédiées à l'analyse structurelle basée sur l'identification d'un ou plusieurs motifs et de leur répartition spatiale. Elles permettent de décrire la texture en définissant les primitives et les règles d'arrangement qui les relient. En effet, les textures ordonnées possèdent des primitives qui se répètent dans les images en des positions suivant une certaine loi. A la différence des méthodes statistiques, les méthodes structurelles permettent de synthétiser des textures en modifiant ces règles d'arrangement. De telles méthodes semblent plus adaptées à l'étude de textures périodiques ou régulières.

2.7.3 Le descripteur de formes :

L'information de forme est complémentaire de celle de la couleur. La forme est généralement une description très riche d'un objet. De nombreuses solutions ont été proposées pour représenter une forme, nous distinguons deux catégories de descripteurs de formes :

Les descripteurs basés sur les frontières (contours) et les descripteurs basés sur les régions.

Les premiers font classiquement référence aux descripteurs de Fourier et porte sur une caractérisation des contours de la forme. La seconde approche fait référence aux moments invariants et sont utilisés pour caractériser l'intégralité de la forme d'une région. Ces attributs sont robustes aux transformations géométriques comme la translation, la rotation et le changement d'échelle [8].

2.7.3.1 Les descripteurs basés sur le contour :

Les méthodes basées sur les contours sont en fait assez minoritaires lorsque le but est de partitionner complètement l'image. Elles présentent l'intérêt de se baser sur une information de taille réduite (liste de contours). À partir d'une carte de contours essayer de détecter des contours fermés pour constituer des régions. Cette étape se résout avec différentes techniques selon le souhait ou non d'employer une heuristique de détection ou de se restreindre à des formes spécifiques. On trouvera ainsi des approches par parcours de graphes, suivi des contours, programmation dynamique) [8].

Descripteurs de Fourier :

Les Descripteurs de Fourier DFs font partie des descripteurs les plus populaires pour les applications de reconnaissance de formes et de recherche d'images. Ils ont souvent été utilisés par leur simplicité et leurs bonnes performances en termes de reconnaissance et facilitent l'étape d'appariement. De plus, ils permettent de décrire la forme de l'objet à différents niveaux de détails. Les descripteurs de Fourier sont calculés à partir du contour des objets. Leur principe est de représenter le contour de l'objet par un signal 1D, puis de le décomposer en séries de Fourier. Les DFs sont généralement connus comme une famille de descripteurs car ils dépendent de la façon dont sont représentés les objets sous forme de signaux)[8].

2.7.3.2 Les descripteurs basés sur les régions :

Ces méthodes vont partir de l'intégralité des informations de l'image pour dégager des régions selon un critère d'homogénéité donné. les méthodes spatiales, basées sur la construction de régions, les méthodes de classifications de pixels basées sur le regroupement des pixels selon le critère d'homogénéité seul (la position des pixels n'est pas prise en compte) et les méthodes hybrides qui combinent ces deux approches)[8].

Les moments orthogonaux :

Les moments orthogonaux, comme leur nom l'indique, sont définis dans une base orthogonale, ce qui évite la redondance des informations portées par chacun des moments.

Les deux types de moments orthogonaux les plus utilisés sont : les moments de Legendre et les moments de Zernike, dont nous donnons les définitions ci-dessous)[8].

Moments de Legendre :

Les moments de Legendre sont définis à partir des polynômes du même nom. Ils sont définis dans le carré unité $[-1,1] \times [-1,1]$, ce qui oblige à normaliser l'objet dont on veut calculer ces moments.

Le polynôme de Legendre d'ordre n est donné par :

$$\forall x \in [-1,1], \forall n \in \mathbb{N}, P_n(x) = \frac{1}{2^n n!} \frac{d^n (x^2-1)^n}{dx^n}$$

Les polynômes de Legendre $\{P_n(x)\}$ forment une base complète et orthogonale sur le domaine de définition $[-1,1]$

$$\forall (x, y) \in [-1,1]^2, \forall (m, n) \in \mathbb{N}^2, \iint_{-1}^1 P_m(x) P_n(y) dx dy = \frac{2}{2m+1} \delta_{mn}$$

δ_{mn} Représente la fonction de Kronecker.

Les moments de Legendre d'ordre N sont donc donnés par :

$$\forall (x, y) \in [-1,1]^2, \forall (p, q) \in \mathbb{N}^2, N = p + q,$$

$$L_{pq} = \frac{(2p+1) \times (2q+1)}{4} \iint_{-1}^1 P_p(x) P_q(y) f(x, y) dx dy$$

Ou f(x, y) le niveau de gris d'un pixel de l'image I sur laquelle on calcule le moment. A partir de cette équation, on peut générer une infinité de moments de Legendre. Plusieurs études sur la reconnaissance des formes ont démontré que l'utilisation des moments de Legendre de bas ordre (jusqu'à l'ordre 3) est suffisante pour représenter la forme globale de l'entité donnée)[8].

Les moments de Zernike :

Ce type des moments a été initialement introduit par Tague et qui sont construits à partir de polynômes complexes et forment un ensemble orthogonal complet définie sur le disque unité. Ils sont invariants par rotation et changements d'échelles et présentent des propriétés intéressante sen termes de résistance aux bruits, efficacité informative et possibilité de reconstruction.

Les moments orthogonaux de Zernike d'ordre p sont définis de la manière suivante :

$$A_{mn} = \frac{m+1}{\pi} \iint I(x, y) [V_{m,n}(x, y)] dx dy$$

Où m et n définissent l'ordre du moment et I(x, y) le niveau de gris d'un pixel de l'image I sur laquelle on calcule le moment.

Les polynômes de Zernike $v_{m,n}(x, y)$ sont exprimés en coordonnées polaires :

$$V_{m,n}(r, \theta) = R_{m,n}(r) e^{-jn\theta}$$

Où $R_{m,n}(r)$ est le polynôme radial orthogonal :

$$R_{m,n}(r) = \sum_{s=0}^{\frac{m-|n|}{2}} (-1)^s \frac{(m-s)!}{s! \left(\frac{m+|n|}{2}-s\right)! \left(\frac{m-|n|}{2}-s\right)!} r^{m-2s}$$

Avec $n = 0, 1, 2 \dots \infty$; $0 \leq |m| \leq n$ et $n - |m|$ un entier pair.

Les polynômes de Zernike sont orthogonaux, et donc les moments correspondants le sont également. Cette propriété d'orthogonalité annule l'effet de redondance de l'information portée par chaque moment)[8].

Les moments géométriques :

Les moments géométriques permettent de décrire une forme à l'aide de propriétés statistiques. Ils représentent les propriétés spatiales de la distribution des pixels dans l'image. Ils sont facilement calculés et implémentés. Par contre, cette approche est très sensible au bruit et aux déformations et le temps de calcul de ces moments est très long.

La formule générale des moments géométriques est donnée par la relation suivante:

$$m_{p,q} = \sum_{p=0}^m \sum_{q=0}^n x^p y^q f(x, y)$$

$p+q$ est l'ordre du moment. Le moment d'ordre 0 $m_{0,0}$ représente l'aire de la forme de l'objet.

Les deux moments d'ordre 1 $m_{0,1}$ et $m_{1,0}$, associés au moment d'ordre 0 $m_{0,0}$ permettent de calculer le centre de gravité de l'objet. Les coordonnées de ce centre sont :

$$x_c = \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}} \quad \text{et} \quad y_c = \frac{m_{0,1}}{m_{0,0}}$$

Il est possible de calculer à partir de ces moments l'ellipse équivalente à l'objet. Afin de calculer les axes de l'ellipse, il faut ramener les moments d'ordre 2 au centre de gravité :

$$\begin{aligned} m_{2,0}^g &= m_{2,0} - m_{0,0} x_c^2 \\ m_{1,1}^g &= m_{1,1} - m_{0,0} x_c y_c \\ m_{0,2}^g &= m_{0,2} - m_{0,0} y_c^2 \end{aligned}$$

Puis on détermine l'angle d'inclinaison de l'ellipse α :

$$\alpha = \frac{1}{2} \arctan \frac{2m_{1,1}^g}{m_{2,0}^g - m_{0,2}^g}$$

2.7.4 Les invariants de Hu :

A partir des moments géométriques, Hu a proposé un ensemble de sept moments invariants aux translations, rotations et changement d'échelle. Ils sont très utilisés dans la littérature pour la description de formes en vue d'une classification ou d'une indexation, mais sont assez sensibles aux bruits. Par ailleurs cette famille de descripteurs n'est ni orthogonale, ni complète.

2.7.4.1 L'historique de moment de Hu :

L'histoire de moments invariants commencé plusieurs années avant l'apparition des premiers ordinateurs, au 19e siècle dans le cadre de la théorie des invariants algébriques.

La théorie des invariants algébriques provient probablement du célèbre mathématicien allemand David Hilbert et a été soigneusement étudié aussi dans Invariants Moment ont d'abord été présentés à la communauté de la reconnaissance des formes en 1962 par Hu, qui a utilisé les résultats de la théorie des invariants algébriques et tirait ses sept invariants célèbres de rotation des objets 2 - Depuis améliorations et généralisations des invariants de Hu et aussi de son utilisation dans de nombreux domaines d'application.

2.7.4.2 Les moments invariants de Hu

La forme est une caractéristique visuelle importante. Elle présente un des attributs de base pour décrire le contenu visuel d'une image. Pour extraire l'information pertinente de la forme, nous avons utilisé les moments invariants de Hu. Ces moments permettent de décrire la forme à l'aide de propriétés statistiques. Ils sont simples à manipuler, et sont robustes aux transformations géométriques comme la translation, la rotation et le changement d'échelle. Plusieurs techniques ont été développées pour la caractérisation et la représentation d'objets par ces moments. Hu a défini sept moments invariants. La formulation générale de ces moments géométriques dans le domaine continu est donnée par l'équation suivante :

$$M_{pq} = \int \int x^p y^q f(x, y) dx dy$$

Où X et Y sont des variables indépendantes d'une fonction f quelconque.

Pour des images numérisées le moment d'ordre (p+q) est donné par :

$$m_{pq} = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} i^p j^q f(i, j); p, q = 0, 1, \dots, \infty$$

Où M et N sont respectivement la dimension horizontale et verticale de l'image et f(i, j) l'intensité du point (i, j) dans l'image.

Le moment d'ordre 0, noté m_{00} est une valeur représentant la surface de l'objet et le rapport des moments d'ordre 1, notés m_{01} , m_{10} , et m_{00} définissent le centre de gravité de la surface de l'objet. Il est calculé par l'expression suivante :

$$x_g = \frac{m_{10}}{m_{00}}; y_g = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

Ces moments de base sont d'utilité limitée puisqu'ils varient à chaque changement de l'origine, échelle et orientation de l'objet. Un ensemble de moments invariants serait plus utile. Ceci peut être dérivé en calculant d'abord les moments centrés par l'équation suivante :

$$\mu_{pq} = \sum_i \sum_j (i - x_g)^p (j - y_g)^q f(i, j)$$

Les moments centrés sont utilisés pour le calcul des moments centrés normalisés : Ils sont calculés par l'expression suivante :

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{s^{\frac{p+q}{2}+1}}; p + q \geq 2$$

Où s représente la surface de l'objet.

A partir des moments centrés normalisés, nous avons calculé un ensemble de sept paramètres invariants. Ces 7 moments invariants sont [8]:

- **Invariants du second ordre**

$$\Phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$$

$$\Phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$$

- **Invariants du troisième ordre**

$$\Phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$$

$$\Phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$$

$$\Phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

$$\Phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})$$

$$\Phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

2.7.4.3 Caractéristiques des moments de Hu :

Les 6 premiers moments sont invariants :

1. aux translations,
2. aux changements d'échelle,
3. aux rotations ainsi qu'aux réflexions.

4. Or, l'invariance aux réflexions peut être problématique quand il s'agit de reconnaître des images « miroirs ».
5. C'est pourquoi M. K. Hu exploite aussi dans son système le moment (HMI) qui n'est pas invariant aux réflexions. Ce dernier change de signe lorsqu'une telle transformation est appliquée à l'image et permet donc de détecter celle-ci.
6. En termes de validation,
 - ❖ beaucoup d'auteurs ont présenté le résultat de tests menés sur des images binaires,
 - ❖ nous n'avons pas connaissance de travaux extrayant directement les invariants de Hu à partir d'image en niveaux de gris et ce, malgré la possibilité théorique.
 - ❖ Notons aussi concernant les moments de Hu que leur extraction est très coûteuse en terme de temps de calcul. Une telle complexité a poussé de nombreuses équipes à mener des travaux pour l'optimisation des calculs.

2.8 Conclusion:

Dans ce chapitre on a présenté une vision générale sur les descripteurs du contenu de l'image, ces descripteurs résultent d'une analyse dite analyse globale où on prend l'image comme le seul facteur a manipulé, donc ces descripteurs sont valables pour n'importe quelle type d'objets a classifié.

On a adopté les moments invariants de Hu comme descripteurs a utilisé pour notre travail de classification des images de feuilles des plantes à l'aide de la méthode des K-means.

L'étape suivante l'efficacité de notre choix.

Chapitre III : Conception et Implémentation.

2.9 Introduction :

Dans la première partie de ce chapitre, nous allons faire la conception de notre application en utilisant le langage UML .cependant notre application n'est pas d'une grande complexité afin d'utiliser la totalité des diagrammes d'UML, nous n'utiliserons que les diagrammes que nous trouverons nécessaires.

La deuxième partie de chapitre consacré à la présentation de la mise en œuvre de notre application, nous commençons tout d'abord par une présentation du langage de programmation choisi, ainsi que les motivations de ce choix. Ensuite nous montrons les détails de classification des feuilles de plantes à base de moments de Hu. On se termine ce chapitre par une synthèse de nos résultats obtenus.

2.10 La conception de l'application :

2.11 Présentation d'UML :

La programmation par objet prend de l'importance, il devient nécessaire de trouver une méthode qui lui soit adaptée. De cet effet plusieurs méthodes sont apparues telles que:

- OMT (Object Modeling Technique) de James Rumbaugh(General Electric) fournit une représentation graphique des aspects statique, dynamique et fonctionnel d'un système.
- OOD (Object OrientedDepartement) de GradyBooch, définie pour le Departement of Defense, introduit le concept de paquetage (package).
- OOSE (Object Oriented Software Engineering) d'Ivar Jacobson (Ericsson) fonde l'analyse sur la description des besoins des utilisateurs (cas d'utilisation, ou use cases).

Les constructeurs de ces trois méthodes se mirent d'accord pour définir une méthode commune, par l'unification de leurs méthodes. UML est né de cet effort de convergence. En fait, et comme son nom l'indique, UML (UnifiedModelingLanguage) est un langage de modélisation objet et non pas une méthode objet. En conséquence, la

notation UML a été conçue pour servir de langage de modélisation objet, indépendamment de la méthode mise en œuvre.

L'unification a progressé par étapes. En 1995, Booch et Rumbaugh se sont mis d'accord pour construire une méthode unifiée, UnifiedMethod 0.8, en 1996, Jacobson les a rejoints pour produire UML 0.9 (remplacement du mot méthode par le mot langage). Les acteurs les plus importants dans le monde du logiciel s'associent alors à l'effort (IBM, Microsoft, Oracle, DEC, HP, Rational, Unisys etc.) Et UML 1.0 est soumis à l'OMG (Object Management Group). Elle adopte en novembre 1997 UML 1.1 comme langage de modélisation des systèmes d'information à objets. La version d'UML en cours en 2008 est UML 2.1.1 et aujourd'hui les travaux d'amélioration se poursuivent [9].

2.12 Objectif de notre application HuFinder :

L'objectif principal de ce projet est de Construire un système qui permet de calculer et classifier les images existantes dans la base d'images à base de moments de hu.

2.13 Description des acteurs :

L'utilisateur : fournit image requête dans le but de lui répondre par des images classifiées.

Diagrammes de cas d'utilisation :

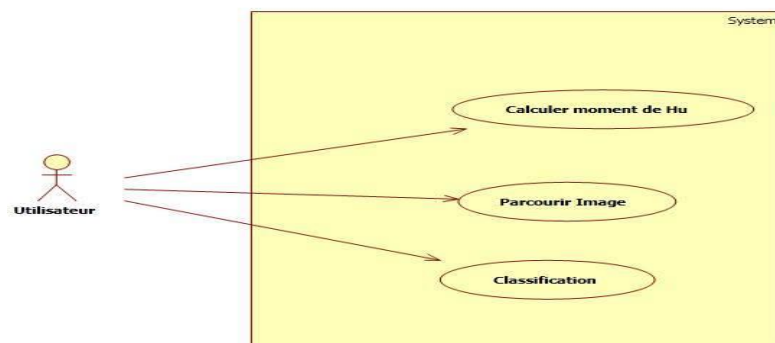


Figure III. 1. Cas d'utilisation (calcul, parcourt et classification des images).

2.14 Diagrammes de cas de séquence :

2.14.1 Calcule et affichage des moments de hu :

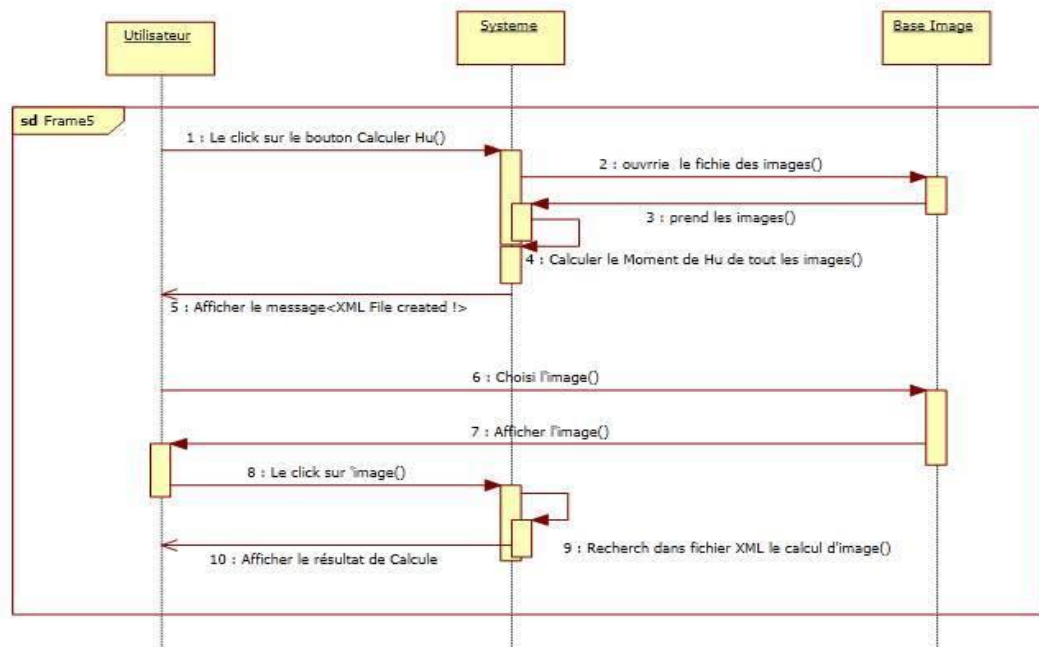


Figure III. 2. Calcule et affichage des moments de hu.

Le scenario :

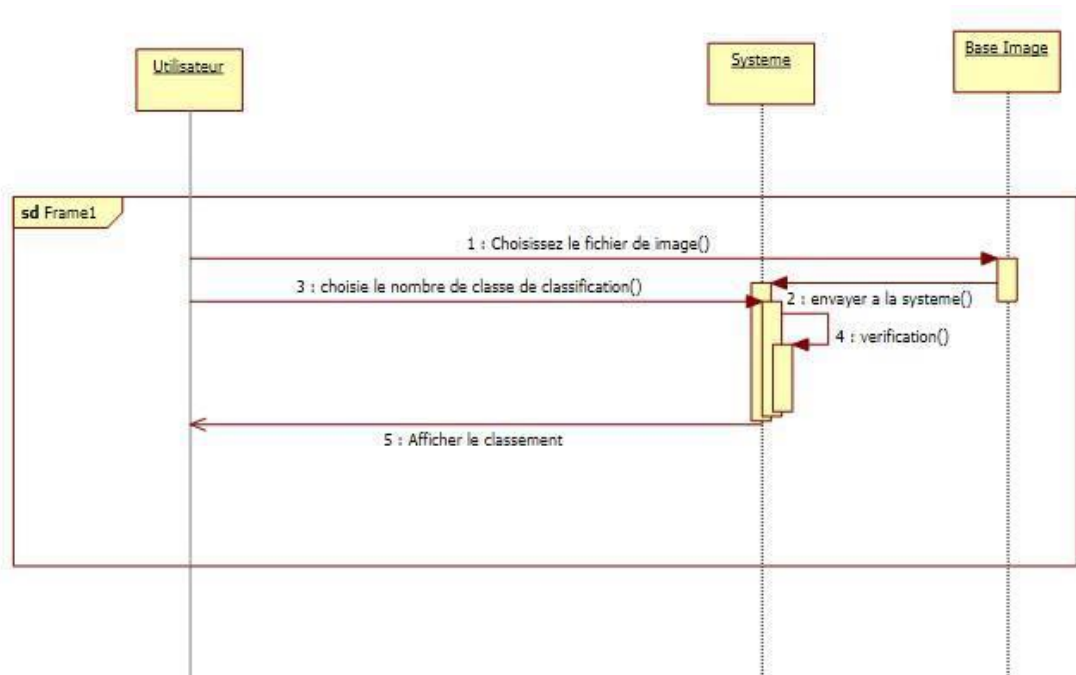
L'utilisateur clique sur le bouton pour calculer les moments de hu.

Le système ouvre le fichier qui contient les images et prend les images de base d'image puis calcule les moments de hu de toutes les images dans le dossier.

Le système enregistre les valeurs de moments de hu dans un fichier XML pour la réutilisation de ces valeurs à la classification.

L'utilisateur choisit l'image pour calculer les moments de base d'image et affiche le.

Le système cherche la valeur de moments de hu et affiche ces valeurs.

2.14.2 Classification des images à base de moment de hu :**Figure III. 3. Classification des images à base de moment de hu.****Scenario :**

L'utilisateur choisi le fichier qui contient les images dans le base d'image.

L'utilisateur choisi le nombre de classe de classification.

Le système vérifie les images et affiche le résultat de classement.

2.14.3 Diagramme de classe :

❖ Classe utilisateur et image :

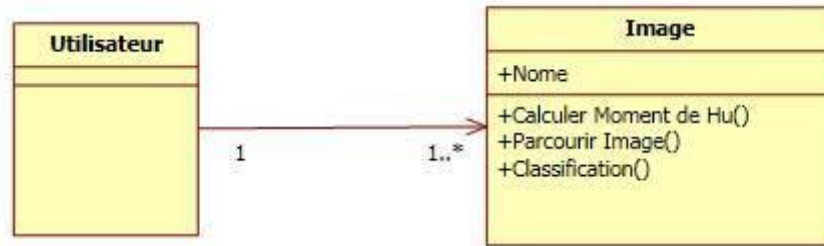


Figure III. 4. Classe utilisateur et image.

2.15 Présentation du langage d'application :

2.15.1 Présentation C# :

Notre choix du langage de programmation pour implémenter ce projet est C# qu'est un système de développement visuel rapide sous Windows (Rapide Application Développement). Il permet de créer des applications fenêtrées directement exécutables (.EXE) et redistribuables librement sous Windows.

Le langage C# (C Sharp) est un langage objet créé spécialement pour le framework Microsoft .NET. L'équipe qui a créé ce langage a été dirigée par Anders Hejlsberg, un informaticien danois qui avait également été à l'origine de la conception du langage Delphi pour la société Borland (évolution objet du langage Pascal).

Le Framework .NET est un environnement d'exécution (CLR Common LanguageRuntime) ainsi qu'une bibliothèque de classes (plus de 2000 classes). L'environnement d'exécution (CLR) de .NET est une machine virtuelle comparable à celle de Java [10].

2.15.2 Présentation XML :

Le langage XML est évidemment très différent du « modèle » relationnel, confiné aux seules applications de gestion. Il en vade même des documents techniques, pour lesquels le relationnel ne sait pas, sans contorsion, gérer l'ordre d'apparition des paragraphes ni les modèles de contenu mixte. On pourrait encore citer le cas de la programmation des processus... Tout cela est difficile en relationnel mais simple en XML.

Il est fini le temps où les applications utilisaient des formats propriétaires qui ne pouvaient facilement être échangés avec d'autres applications. Les éditeurs produisent désormais des logiciels permettant d'échanger les données avec d'autres logiciels via un format XML. Données et traitements sont clairement séparés [11].

2.16 Présentation Développement:

Le studio visuel est sans aucun doute une grande application, offrant des centaines d'outils intégrés qui couvrent des centaines d'aspects de l'expérience de développement. C'est également une application complexe et composée, faite de composants. Par exemple, chaque fenêtre d'outil est un composant simple s'est développée séparément et a alors mis ainsi que le reste de l'environnement. Développant le studio des composants visuels et puis mise d'eux est ensemble quelque chose rendue possible en raison de l'extensibilité visuelle de studio ? Ceci signifie que le studio visuel est une application extensible et que d'autres lotisseurs, comme toi et moi, peut établir leurs propres composants à remonter dans l'ide. Bien que, comme mentionné avant, le studio visuel offre des centaines d'outils qui pare à beaucoup de besoins de développement, il ne peut pas couvrir toutes les conditions possibles ; en ce qui concerne ceci, un des plus grands avantages à l'intérieur de l'environnement visuel de développement de studio est que tu peut l'adapter aux besoins du client avec les outils, les fenêtres, et les articles additionnels qui peuvent faire à votre vie de réalisateur plus facile encore. En ce chapitre tu obtiens commencé par l'extensibilité 2010 visuelle de studio, les composants faits sur commande de construction, et également la prise d'une excursion de ce qu'il y a de neuf dans la version 2010 [12].

2.17 Présentation d'Application :

2.17.1 Interface utilisateur :

On a essayé de créer une interface graphique cache le plus possible les détails d'exécution de notre application fin d'offrir une utilisation simple et conviviale pour l'utilisateur de cet outil.



Figure III.1 : Interface de l'application.

Le bouton **ENTRER** de cette interface permet de lancer notre logiciel «HuFinder » et d'afficher une nouvelle fenêtre comme suit :



Figure III.2 : Menu de l'application.

2.17.2 Calcule de moment de Hu :

Le clic sur le bouton **Calculer Hu** à la base de la fenêtre précédente permet d'afficher une nouvelle boîte de dialogue pour créer un fichier XML pour l'enregistrement des moments de Hu.



Figure III.3 : Calcule de Moment de Hu.

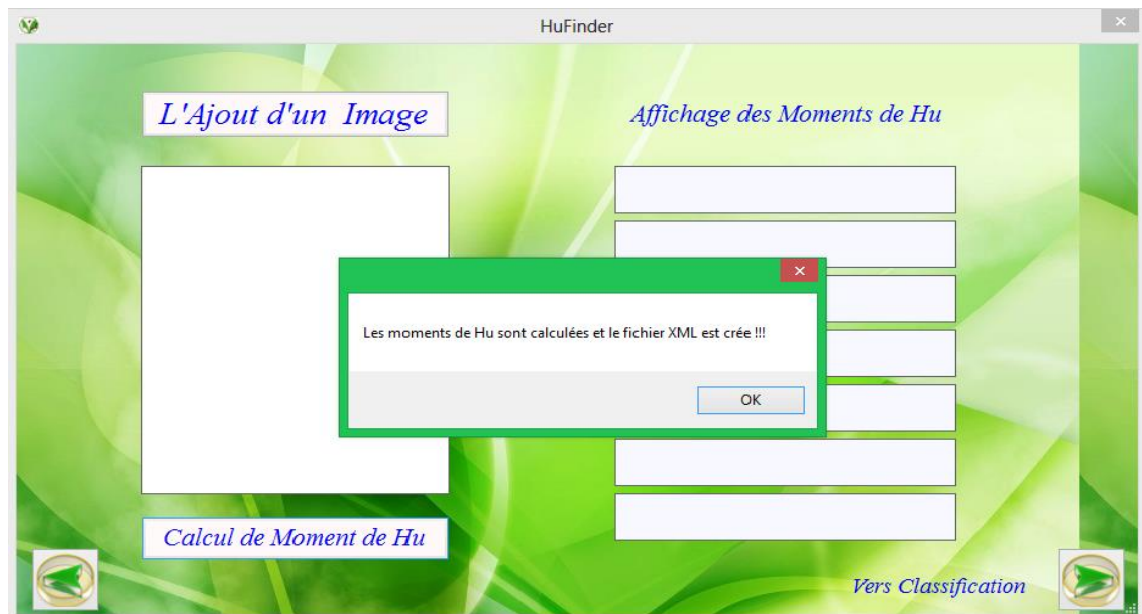


Figure IV.4 : création d'un fichier XML.

2.17.3 L'ajout d'une image :

Choisir une image partir d'un emplacement local. La fenêtre suivante illustre ce parcours:

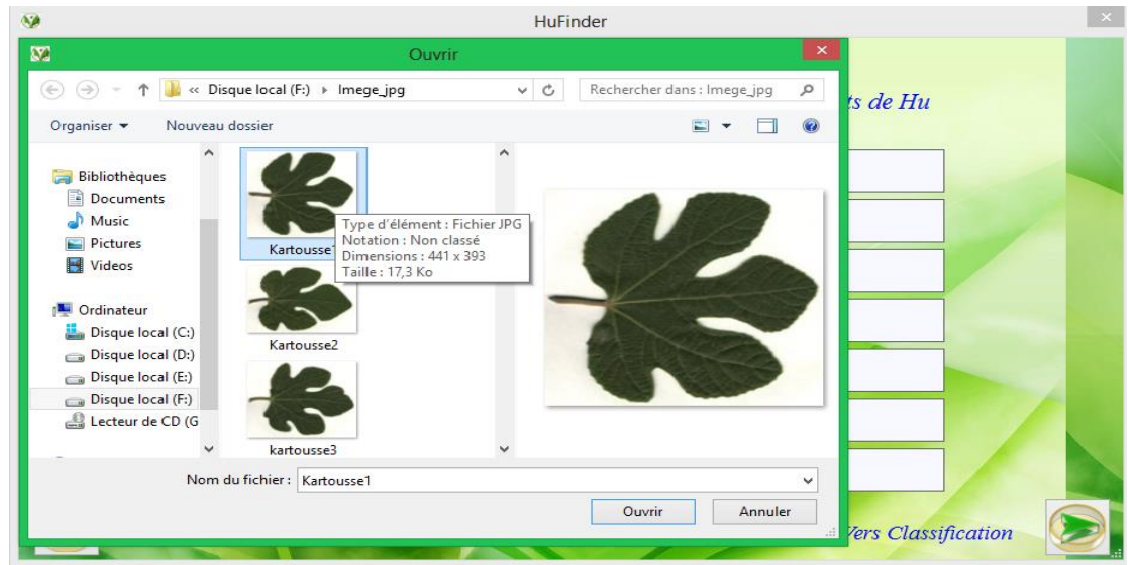


Figure III.5 : Parcours d'une Image.

Le clic sur le bouton **AJOUTER L'IMAGE** de la fenêtre précédente permet d'afficher une nouvelle boîte de dialogue pour choisir une image partir d'un emplacement local. La fenêtre suivante illustre ce parcours:



Figure III.6 : L'ajout d'un Image.

Le système calcule automatiquement les moments de Hu de l'image choisie par l'utilisateur.

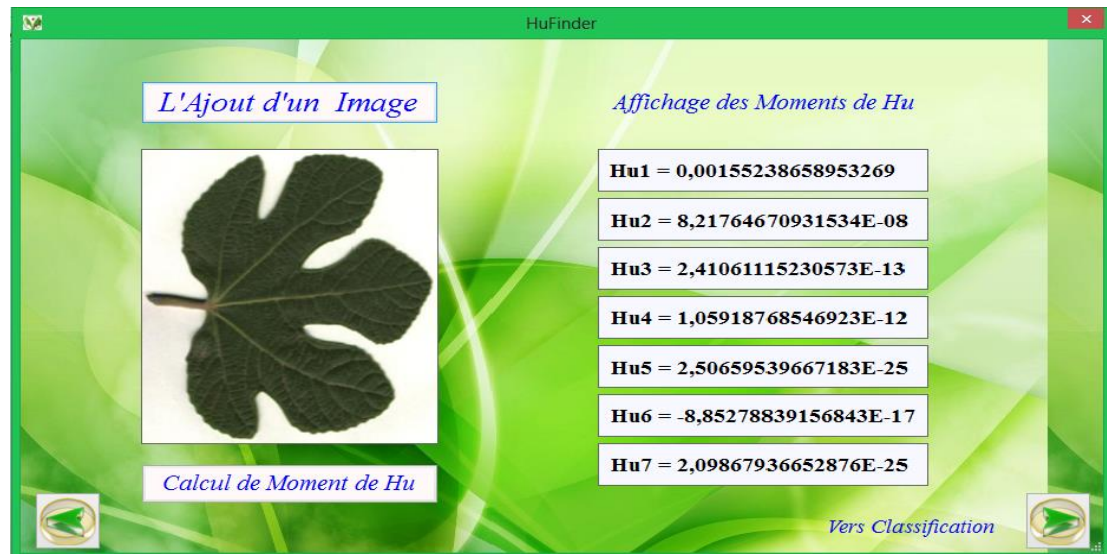


Figure III.7 : Affichage les valeurs des moments de Hu.

Pour click sur l'image, affiche automatique le moment de hu à chaque image sélectionner.

2.17.4 Classification :



Figure III.8 : Interface classification.

Choisissez le fichier qui contient les images qu'ils nous volent les classifiées

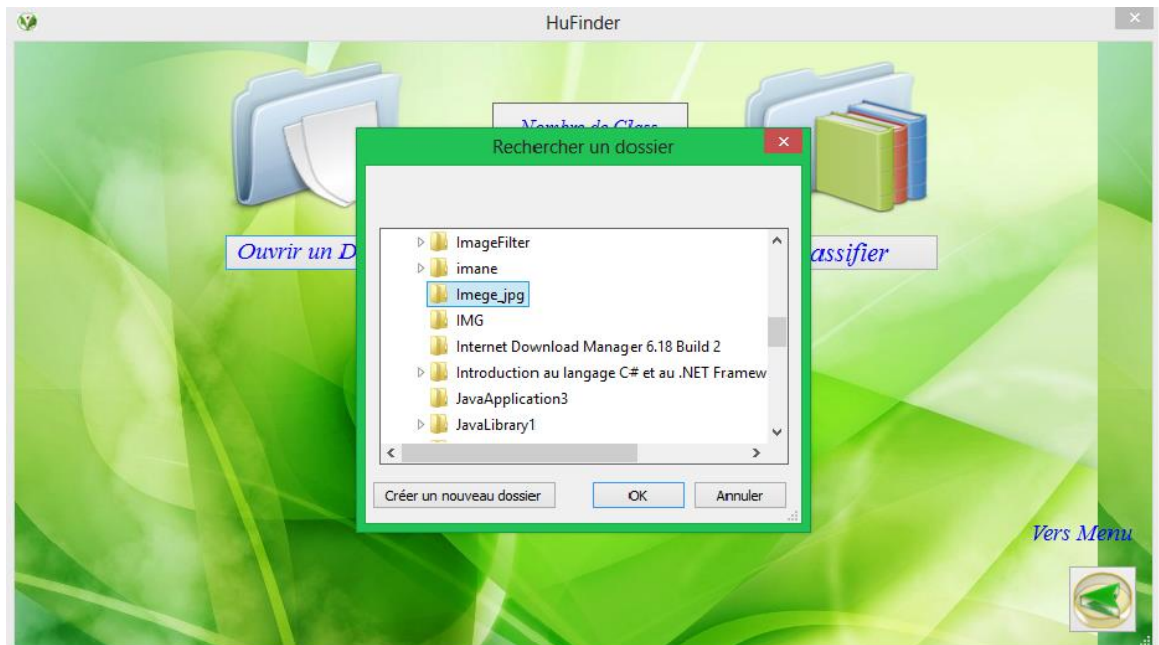


Figure III.9 : parcourt de dossier pour classifier.

Puis choisie le nombre de classe de classification des images



Figure III.10 : Choix de nombre des classes.

Le clic sur le bouton de « **CLASSIFIER** » de la fenêtre dans la figure 10 permet de classer les images à base de moments de hu



Figure III.11 : Classement à 3 Class.

Pour choisie le nombre de classe max de classification des images à 6 :



Figure III.12 : Classement à 6 Class.

2.18 Conclusion :

Après avoir achevé notre conception, nous avons présenté les outils utilisés pour l'implémentation de notre logiciel qui est basé sur l'UML. Les résultats de classification des données obtenus par l'approche ont été très prometteurs.

Conclusion générale

La reconnaissance et la classification des formes une discipline qui fait l'appel aux plusieurs domaines. Différentes approches sont utilisées pour la classification des images ; soit au niveau de la méthode de classification soit au niveau de données utilisées pour la classification.

Pour notre travail classification des feuilles des plantes- nous avons choisis la méthode de K-means comme méthode de classification, ce choix est justifié par la simplicité et l'efficacité de la méthode. Comme données d'entrée on a adopté les moments invariants de Hu, ces moments ont justifié leur efficacité dans les problèmes de classification.

Les résultats obtenus sont assez satisfaisants, des efforts de prétraitement et de normalisation des moments peuvent augmenter largement la qualité de la classification.

En fin ce travail reste ouvert pour des travaux de comparaison et/ou d'hybridation avec d'autres méthodes de classification (SVM, méthodes neuronales.....) Et d'autres types de descripteurs (descripteurs de Fourier, ondelette).

L'implémentation de ce type d'application sur des plateformes largement accessible (Cloud, réseaux mobile..) donne aux non spécialités la possibilité d'avoir plus d'informations sur le monde des plates.

Bibliographie:

[1]: Support de cours M1 SIIG3T - Traitement d'images - J-P CHEREL 2010 classification d'images de télédétection.

[2]: complément-de-cours-sur-la-classification.

[3]: sylvain Lambert télédétection m2 géomatique, classification.

[4]: Thèse de l'université de Savoie pour obtenir le titre de docteur par Lotfi khodja, contribution à la classification floue non supervisée.

[5]: Classification non supervisée, E. LEBARBIER, T. Mary-Huard.

[6]: Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen, Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Licence en Informatique, Développement d'une application à base de l'algorithme de classification k-means, Année universitaire : 2011-2012

[7] Recherche d'images par contenu visuel : Combinaison de la couleur et de la texture, Mémoire de master informatique fondamentale, Soutenu publiquement le /06/2011.

[8]: Université mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, Mémoire de magister, thème : recherche d'images par le contenu.

[9] Conception et réalisation d'une plate-forme d'enseignement à distance des bases de données, En vue de l'obtention du diplôme de licence en informatique Options : Sécurité informatique, Promotion : 2009/2010.

[10]: C# / .NET support de cours

[11]: -[Modélisation XML Antoine Lonjon • Jean-Jacques Thomasson Ouvrage dirigé par Libero Maesano .

[12]: Introducing To the Visual Studio Extensibility.

[13]: E. W. Forgy, "Cluster Analysis of Multivariate Data: Efficiency Versus Interpretability of Classifications", *Biometrics*, 21, pp. 768-769, 1965.

[14]: G. H. Ball and D. J. Hall, "A clustering technique for summarizing multivariate data" *Behavioral Science*, vol.12, pp. 153-155, 1967.

[15]: L. Lebart, A. Morineau, J. P. F  nelon, *Traitement des donn  es statistiques, m  thodes et programmes*, Dunod, 2e   dition, Paris 1982.

Résumé

La classification est un problème qui est toujours ouverte pour la conception et l'implémentation des méthodes appliquées sur différentes types des paramètres, l'objectif est d'avoir des résultats plus performants.

Dans ce cadre notre travail de classification des feuilles des plantes se base sur l'analyse globale afin d'utiliser les moments invariants de Hu comme entrées à une méthode de classification basée sur l'apprentissage non supervisé qui est K-means.

Mots clés : classification, analyse globale, moments de Hu, apprentissage non

Abstract

Classification is a problem which is always open for the design and the implementation of the methods applied to different types of the parameters, the objective is to have more powerful results.

Within this context our work of classification of the sheets of the plants is based on the full analysis in order to use the moments invariants of Hu as entered to a method of classification based on the training not supervised which is K-means.

Key words: classification, full analyses, Hu_s moments, not supervised training, K-means.