



UNIVERSITE KASDI MARBAH OUARGLA

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

Département d'Informatique Et des Technologies de L'information

MEMOIRE MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Mathématique Et Informatique.

Filière : Informatique Académique.

Spécialité : Informatique Industrielle

Thème

***La logique floue pour Classification Des
Feuilles de vigne***

Présenté par :

gharbi fatima zahra - ben namia halima

Devant le jury :

Mr.

Président UKM Ouargla

Mr.

Examineur UKM Ouargla

Mr. Bekkari Fouad

Rapporteur UKM Ouargla

Année universitaire : 2015/2016

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 chaque pays.

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 d'images .

introduction

La classification est une méthode mathématique d'analyse de données, il est appliqué sur des données numériques (points, tableaux, images, sons, . . .etc.), pour faciliter l'étude d'une population d'effectif important.

Nous présenterons dans ce chapitre tout d'abord ce que c'est la classification, ses méthodes, techniques, ses grandes approches, domaines d'applications, . . .etc.

Définition

Classifier une images est une tâche ou une série de méthodes qu'une théorie unifiée pour pouvoir utiliser les images pour les analyses complémentaires ou pour la cartographie . Elle consiste à déterminer des procédures permettant de rassembler l'ensemble des pixels de l'images en un nombre limité de classes correspondant aux grands éléments structuraux de l'image.

“La qualité de la classification peut être jugée sur la base des deux critères suivants :

- Les classes générées doivent être les plus différentes possibles les unes des autres vis-à-vis de certaines caractéristiques
- Chaque classe doit être la plus homogène possible vis-à-vis de ces caractéristiques “ (1) (classification floue des images).

Les étapes d'une classification

1. Choix des données.
2. Calcul des similarités entre les n individus à partir des données initiales.
3. Choix d'un algorithme de classification et exécution.
4. L'interprétation des résultats.

Méthodes de classification

De nombreuses méthodes classiques ont été consacrées, elles peuvent être séparées en deux grandes catégories : les méthodes de classification supervisée et les méthodes de classification non supervisée.

1. Méthodes supervisées (classement) :

“ Ces sont des méthodes dans lesquelles les classes sont connues a priori avant d'effectuer l'opération d'identification des éléments de l'image. Elles demandent une première phase d'apprentissage sur l'échantillon représentatif .

Cette phase d'apprentissage permet de définir des règles de décision à partir d'un ensemble d'objets de référence, dont on connaît l'identité à priori et qui sont représentatifs de chaque classe. Il se décompose en trois étapes principales :

1- appeler “acquisition des données”, concerne le moyen d'obtention des points de référence représentatifs des différentes classes. on peut, soit utiliser des objets de référence pour chaque classe et les présenter au capteur; soit sélectionner de manière interactive les signaux fournis par le capteur et les assimiler à une classe. L'affectation des groupes est réalisée par un opérateur humain traditionnellement appelé “professeur”.

2- transformer les données issues du capteur pour se placer dans un espace de représentation adapté à la reconnaissance. Chaque objet est caractérisé par un ensemble de paramètres (ou attributs) regroupés sous la forme d'un vecteur. le nombre d'attributs dimensionne l'espace de représentation.

3- appelée “partitionnement de l'espace des attributs”, partitionnement de l'espace en zones associées à chacune des classes prédéfinies.

La phase de classement (reconnaissance) consiste à attribuer les objets que l'on propose de reconnaître à une des classes définies lors de l'apprentissage.

Parmi ces méthodes on peut citer comme celui de Bayes, Les K plus proches voisins (K-PPV) ou les réseaux de Neurones Multicouches, ...etc.

2. Méthodes non supervisées (classification / Clustering) :

procède de la façon contraire. C'est à dire ne nécessitent aucun apprentissage et aucune tâche préalable d'étiquetage manuel. Elles consiste à représenter un nuage des points d'un espace quelconque en un

ensemble de groupes appelé Cluster. Il lié généralement au domaine de l'analyse des données comme l'ACP

Un «Cluster» est une collection d'objets qui sont «similaires» entre eux et qui sont «dissemblables » par rapport aux objets appartenant à d'autres groupes.



Nous pouvons citer des algorithmes qui peut basé sur des distances entre objets (c-means, ...etc) ou sur des appartenances floues (K-means, Fussy C-means, ...).

Les types de Clustering

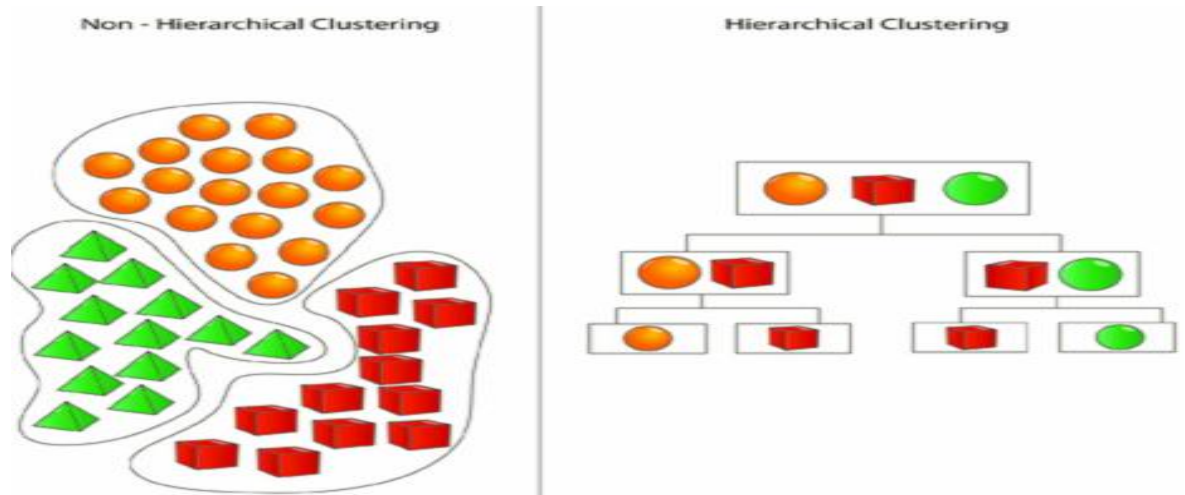
Il existe deux grands types du clustering :

A/ le clustering hiérarchique : d'agglomération («bottom-up»)

décompose l'ensemble d'individus en une arborescence de groupes.

B/ le clustering non-hiérarchique : de division («top-down»)

décompose l'ensemble d'individus en K groupes



Quelque algorithmes de classification

1- k plus proches voisins (K-PPV) :

La méthode des plus proches voisins (k-PPV ou k-NN en anglais pour K-Nearest-Neighbor) est supervisée et non-paramétrique. L'individu est affecté à la classe qui contient le plus d'individus parmi ces plus proches voisins. Cette méthode nécessite de choisir une distance, la plus classique est la distance euclidienne, et le nombre de voisins à prendre en compte.

De plus, son apprentissage est assez simple, car il est de type apprentissage par coeur (on garde tous les exemples d'apprentissage). Cependant, le temps de prédiction est très long, car il nécessite le calcul de la distance avec tous les exemples, mais il existe des heuristiques pour réduire le nombre d'exemples à prendre en compte.

Algorithme K-PPV:

1. initialisation , choix de :

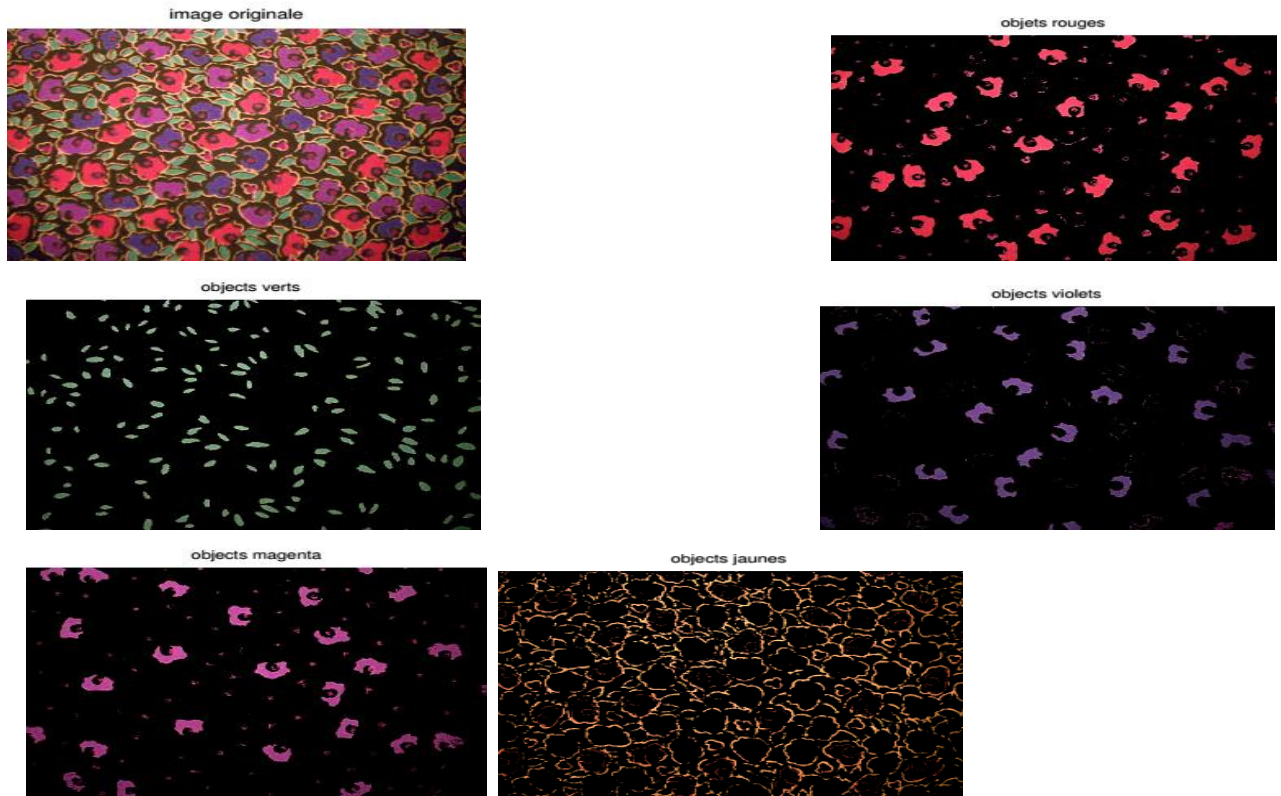
- Nombre de classes, Valeur de k, exemples initiaux, mesure de similarité.

2. pour chaque pixel x_i à classer :

Calculer les distances avec les pixels des régions étiquetées : $\{d_j\}$

si $k = 1$ (1-ppv) \Rightarrow la classe y_i de x_i est celle de l'exemple le plus proche de x_i : y_{i^*} avec $i^* = \arg \min_j \{d_j\}$

si $k > 1$ (k-ppv) \Rightarrow la classe y_i de x_i est la classe majoritaire des k exemples les plus proches au sens de la distance choisie.



2- K-means

L'algorithme k-means est l'un des algorithmes les plus connus en classification non supervisée, appelée algorithme des centres mobiles. il partitionne un ensemble de données en un nombre prédéfini de régions K.

Chaque groupe est représenté par sa moyenne (centre de la classe) qui ses coordonnées sont la moyenne arithmétique pour chaque dimension séparément de tous les points dans le cluster.

Algorithme K-means

Choisir k moyennes c_1, c_2, \dots, c_k initiales (par exp au hasard)

1. Répéter :

affectation de chaque point à son cluster le plus proche :

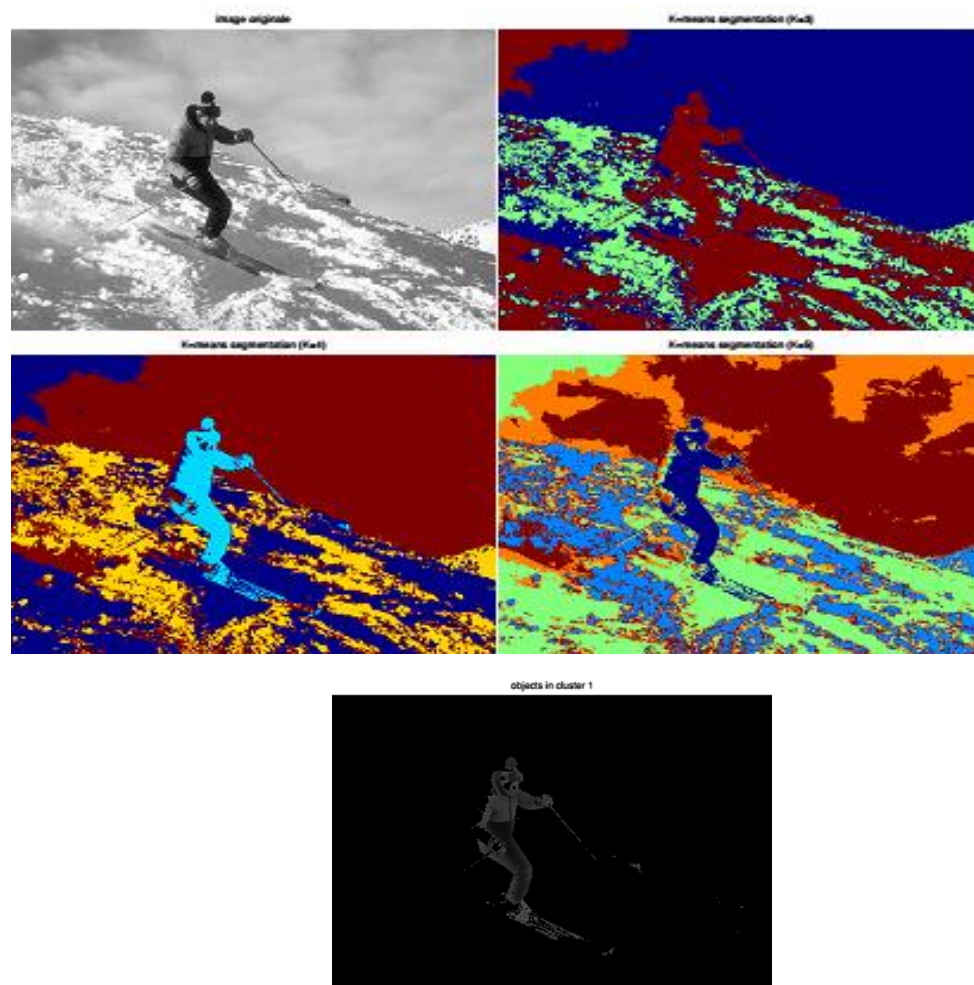
$$S_i^{(t)} = \left\{ x_j : \|x_j - m_i^{(t)}\| \leq \|x_j - m_{i^*}^{(t)}\| \text{ for all } i^* = 1, \dots, k \right\}$$

mettre à jour la moyenne de chaque cluster

$$m_i^{(t+1)} = \frac{1}{|S_i^{(t)}|} \sum_{x_j \in S_i^{(t)}} x_j$$

2. Jusqu'à : atteindre la convergence quand il n'y a plus de changement.

Fin.



3- Fuzzy C-means/ C-moyennes floues

Fuzzy C-means (FCM) est une méthode de classification floue non supervisée très populaire, dérivée de l'algorithme c-means, issu de l'algorithme k-means. Elle est fréquemment utilisée dans la reconnaissance des formes. Cette algorithme permet à chaque classe est représentée par son centre de gravité. Ainsi, Ce type d'algorithme est fort utilisé en traitement d'images, permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance à une région donnée.

L'algorithme utilise l'ensemble des pixels $A=\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ est un vecteur de trois composantes (RVB par exemple), et le nombre de région c. Une matrice $U= [u_{ik}]$ où $u_{ik} \in [0,1]$

représentent le degré d'appartenancedu pixel i à la classe k. $U_{ik} = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.3 & 0.7 \\ 0.6 & 0.4 \\ \dots & \dots \\ 0.9 & 0.1 \end{bmatrix}$

DEFINITION 2: A est dit normalisé si et seulement si $h(A) = 1$.

DEFINITION 3: Le support de A est l'ensemble des éléments de X appartenant au moins un peu à A. c'est l'ensemble

DEFINITION 2: A est dit normalisé si et seulement si $h(A) = 1$.

DEFINITION 3: Le support de A est l'ensemble des éléments de X appartenant au moins un peu à A. c'est l'ensemble

$$, \sum_k \dots$$

DEFINITION 4: Le noyau de A est l'ensemble des éléments de X appartenant totalement à A ou avec un degré à 1:

$$\text{noy}(A) = \{x \in X \mid \mu_A(x) = 1\} \quad \text{noy}(A) \subseteq \text{supp}(A)$$

DEFINITION 5: Une

u

DEFINITION 4: Le noyau de A est l'ensemble des éléments de X appartenant totalement à A ou avec un degré à 1:

$$\text{noy}(A) = \{x \in X \mid \mu_A(x) = 1\} \quad \text{noy}(A) \subseteq \text{supp}(A)$$

DEFINITION 5: Une

$\mu_{ik} = 1$; $\forall \alpha$ -coupe de A est le sous-ensemble classique des éléments ayant un degré d'appartenance supérieur ou égal à α α -coupe de A est le sous-ensemble classique des éléments ayant un degré d'appartenance supérieur ou égal à α i.

$$\alpha - \text{coupe}(A) = \{x \in X \mid \mu_A(x) \geq \alpha\}$$

FCM est basé sur la minimisation de la fonction objective en suivant un processus itératif.

$$J_m(U, C) = \sum_i \sum_k (u_{ik})^m \cdot ||x_i - c_k||^2 ;$$

$m > 1$ est un paramètre contrôlant le degré de floue (généralement $m = 2$).

x_i est le i ème élément des données mesurées.

C_k est le centre d'une classe k .

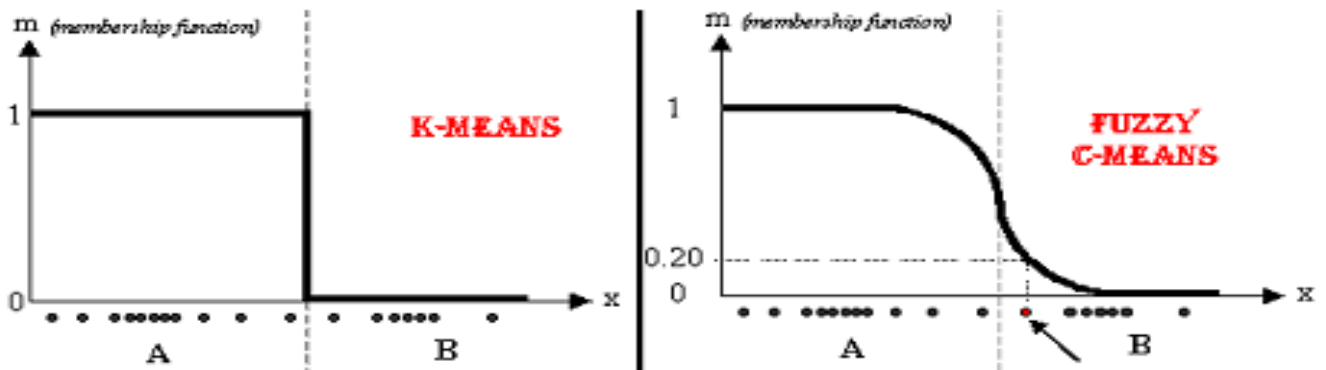
L'algorithme de FCM s'arrête lorsque la partition devient stable, c'est-à-dire lorsqu'elle n'évolue plus entre deux itérations successives.

Algorithme FCM

1. Fixer les paramètres :
 - a. Le nombre de classes K
 - b. Le seuil ε représentant l'erreur de convergence
 - c. Le degré flou m , généralement pris égal à 2
2. Initialiser les centres des K classes de manière aléatoire.
3. Mettre à jour la matrice U des degrés d'appartenance par la relation (2.10)
4. Mettre à jour le vecteur V des centres des classes par la formule (2.11)
5. Répéter les étapes 3 et 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt :
 $\|V^{(t)} - V^{(t+1)}\| < \varepsilon$, t étant la $t^{\text{ième}}$ itération.

La différence entre fuzzy C-means et k-means

On peut résumer la différence entre fuzzy C-means et k-means dans la fonction d'appartenance d'un nuage de points dans deux clusters dans l'exemple suivant :



Dans le k-means un objet ne peut pas appartenir dans deux clusters Simultanément, ce qui explique la Discrimination binaire entre les clusters mais en FCM il c'est possible selon différents pourcentages cad que les données sont liés à chaque groupe par le biais d'une fonction d'appartenance, ce qui représente le comportement flou de cet algorithme.

Inconvénients de FCM [1]

Le FCM souffre de plusieurs inconvénients :

1- Les degrés d'appartenance sont des degrés relatifs. Autrement dit, l'appartenance d'un individu à une classe dépend de l'appartenance de cet individu aux autres classes.

Les fonctions d'appartenance estimations des centres des classes ne correspondent pas aux centres réels ou typiques.

2- Les points aberrants (éloignés) peuvent avoir des valeurs d'appartenance élevées et ils peuvent affecter de façon significative l'estimation des centres des classes.

3- Ces algorithmes modélisent dans la phase de classement l'hésitation ou l'ambiguïté entre classes à partir de règles de décisions floues fixées à priori. Dans la phase de classification, les points ambigus ou non représentatifs des classes peuvent alors affecter la position des centres.

Applications de la classification

La classification est étée relié à innombrables domaines et applications tel que :

Le diagnostic médical ,le traitement d'images aériennes, le traitement des eaux usées ,l'étude du climat, les domaines de l'agriculture, la chimie, la géologie, le traitement d'image, la reconnaissance de la parole, la

reconnaissance des caractères écrits, le traitement automatique des documents,...etc.

Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre un aperçu sur le sens de la classification et les différentes approches utilisées dans cette méthode. Nous avons connus que la classification consiste à grouper les pixels de l'image ayant des caractéristiques assez similaires souvent en des sous ensembles de classes (cluster). Ensuite, on définit quelques algorithmes utilisé pour réalisé la classification.

On peut dire que la classification est une bonne solution pour bien prendre et analyser l'image,

La classification est une des solutions fréquemment employées pour réaliser la segmentation d'une image en régions, qui permet de passer d'une représentation sous forme de pixels à

des objets pouvant par la suite être analysés afin d'interpréter le contenu des images. Cependant, les méthodes de classification sont le plus souvent appliquées sur l'espace des valeurs

des pixels, sans tenir compte de l'information spatiale pourtant primordiale dans le contexte de la segmentation. Pour résoudre ce problème et ainsi tenir compte du contexte spatial de chaque pixel lors de la classification, les nombreuses solutions proposées dans la littérature ont

en commun l'intégration d'étapes supplémentaires lors de la classification.

La classification est une activité mentale qui intervient fréquemment dans la vie courante.

Chapitre III : Notions générales sur la logique floue.

Introduction

Après quelques années la logique présente une forme très simple se traduit par l'étude de tables de vérité qui sont le fondement des circuits logiques numériques dans lesquels une sortie dépend d'une combinaison d'éléments du circuit (ET, OU, NI,) dans un tel circuit, les valeurs à chaque point peuvent prendre seules "vrai" (1) ou "faux" (0).

Mais, une des caractéristiques du raisonnement humain est qu'il est basé sur des données imprécises ou incomplètes. Par contre, l'ordinateur travaille sur des données précises. Donc, il est nécessaire d'une nouvelle notion pour réaliser cette tâche sur l'ordinateur.

La logique floue représente une solution pour ce problème, son idée est de transmettre ce raisonnement humain à un ordinateur.

Dans ce chapitre, nous abordons quelques définitions générales sur cette logique, et nous avons donné un bref aperçu sur l'utilisation de la logique floue en classification d'image.

Historique

La logique floue a été formalisée en 1965 par "Lotfi Zadeh" professeur d'informatique au département ingénierie électrique et informatique de l'université de Berkeley en Californie, pour mieux représenter et traiter des connaissances imprécises ou approximatives.

La logique floue a été expérimentée la première fois en 1973 par "Pr. Lotfi Zadeh" sur le principe du terme de variables linguistiques (la valeur est un mot et non un nombre) .

En 1974, l'équipe du professeur Mamdani réalise un contrôleur floue expérimental sur un moteur à vapeur. Et il introduit le premier système expert SI ... ALORS ou ENCORE ... QUE.

Depuis 1980, date à laquelle la logique floue explose et plusieurs applications " grand public" a vu le jour principalement au Japon, 1990 date à partir de laquelle les Japonais disposent de 80% du marché mondial.

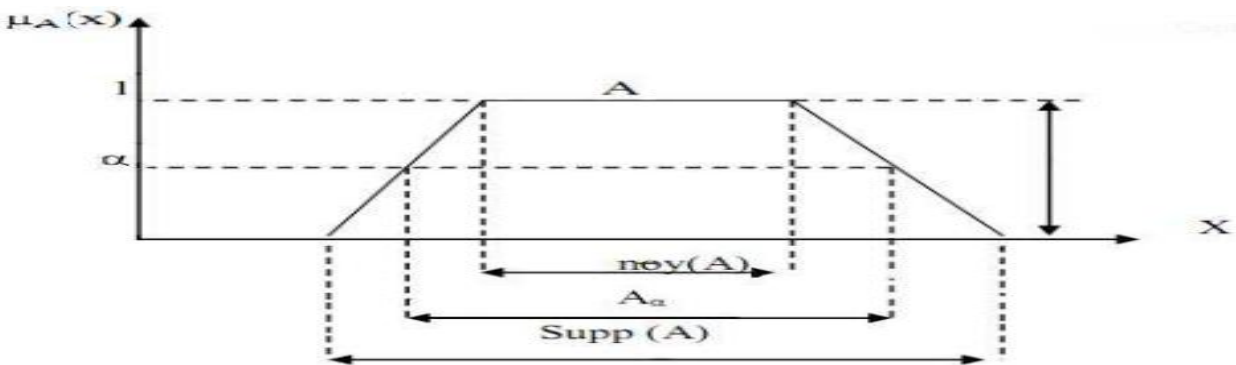
Aujourd'hui, une vaste gamme de nouveaux travaux et produits ont une étiquette "produit flou" . Elle est utilisée dans les différents domaines aussi variés que :

l'automatisme: , la robotique $\mu_{Aa}(x)$ prend ses valeurs dans $\{0,1\}$.

DEFINITION 6: la cardinalité de A notée par $|A|$ est le nombre d'éléments de X appartenant à A pondéré par leur degré d'appartenance.

$$|A| = \sum_{x \in A} \mu_A(x) .$$

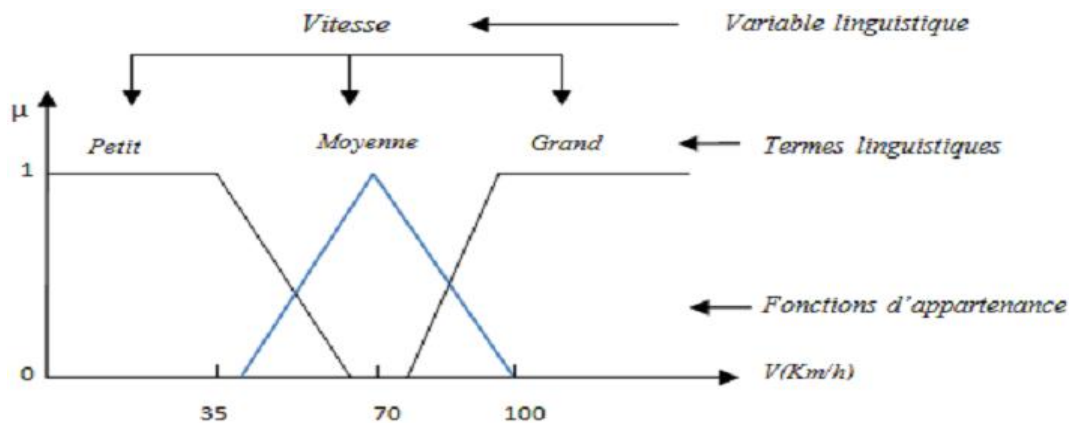
Cette figure montre les différentes caractéristiques de A.



Les variables linguistiques

La variable linguistique représente un phénomène ou une grandeur, par des termes linguistique : « quelque, beaucoup, souvent, environ ...».” 1 (Classification floue des images)

Ici un exemple de la variable linguistique 'vitesse' avec trois termes linguistiques: petite, moyenne et grande.



Dissemblance et distance

L'indice de dissemblance est une fonction d définie comme suite :

$$d : E \times E \rightarrow \mathbb{R}^+$$

$$(x,y) \rightarrow d(x,y)$$

Telle que :

$$- d(x,y) = d(y,x) \quad \forall x,y \in E$$

$$- d(x,y) = 0 \quad \forall x \in E$$

La distance Euclidienne est un indice de dissemblance particulier qui satisfait

Propriété d'inégalité triangulaire:

$$- d(x,y) \leq d(x,z) + d(z,x) \quad \forall x,y,z \in E$$

L'ultramétrie remplace la condition précédente par la condition suivante :

$$- d(x,y) \leq \sup(d(x,z) ; d(z,y))$$

On peut utiliser la transi-information pour mesurer l'intensité du couplage entre deux variables. La transi-information (TI) est définie par :

$$T(X : Y) = H(X) + H(Y) - H(X,Y)$$

X, Y variables du système et $H(\cdot)$, $H(\cdot, \cdot)$ les opérateurs de l'entropie d'une variable et de l'entropie conjointe de deux variables.

Donc, on peut définir l'indice de dissemblance :

$$d(X : Y) = 1 - t(X : Y)$$

$t(X : Y)$ est la transition normalisée. Cet indice ne satisfait pas l'inégalité triangulaire.

Une distance soit entre un individu et un groupe, ou entre deux groupes est naturellement inversement liée à l'appartenance de cet individu au groupe.

On doit définir une stratégie de regroupements des éléments appelées “ critères d'agrégation “.

Soit x, y, z sont trois objets, et si les objets x, y sont regroupés en un seul élément noté h , on peut définir la distance de ce groupement à z par la plus petite distance des divers éléments de h à z soit : $\text{dist}(h, z) = \min(\text{dist}(x, z), \text{dist}(y, z))$

Généralement, on prends deux classes X, Y , x_i de X , y_i de Y .

1. Le saut minimal : $\text{dist}(X, Y) = \min \text{dist}(x_i, y_i)$

2. Distance du saut maximal (diamètre) : $d(h, z) = \max(\text{dist}(x, z), \text{dist}(y, z))$ en général : $\text{dist}(X, Y) = \max \text{dist}(x_i, y_i)$.

3. La distance moyenne : $d(h, z) = \frac{\text{dist}(x, z) + \text{dist}(y, z)}{2} \Rightarrow \text{dist}(X, Y) = \text{moyenne}(\text{dist}(x_i, y_i))$

si x, y des sous-ensembles disjoints, ayant respectivement n_x et n_y éléments, h est un sous-ensemble formé de $n_x + n_y$ éléments, on définit :
$$\frac{d(h, z) = n_x d(x, z) + n_y d(y, z)}{n_x + n_y}$$

4. Distance Mahalanobis entre un point et un groupe de points dont le centre est C et la matrice de variance-covariance P : $d(x, C) = \sqrt{(x - C)^T P^{-1} (x - C)}$

5. Si P^{-1} est diagonale $P = \begin{bmatrix} W1 & 0 \\ 0 & Wn \end{bmatrix}$ on a $d(x, C) = \sqrt{\sum W_i (x_i - c_i)^2}$

6. Pour la distance de Minkowski pour $P=2$.

Dans l'espace \mathcal{R}^N la distance entre le point et le groupe de points s'exprime de façon générale en fonction de leur attributs X_i, Y_i est :
$$d_p(X_i, Y_i) = \left(\sum_k^A W_k |x_{ik} - y_{jk}|^p \right)^{1/p}$$

Si $p=1$ c'est la distance de Manhattan et pour $p=2$, la distance de Mahalanobis. Si P est la matrice identité on obtient la distance euclidienne: $d(x, C) = \sqrt{\sum (x_i - c_i)^2}$

Ainsi, les distances permettent d'évaluer la similarité entre les objets. D'ailleurs, les termes "similarités" et "dissimilarité" sont équivalents, respectivement, à "Ressemblance" et "Dissemblance".

Si $p=\infty$ l'équation 6 s'écrit : $d^\infty(x_i, y_j) = \max(|W_k|x_{ik} - x_{jk}|)$.

Les opérateurs flous

Nous redéfinissons les opérateurs de la théorie des ensembles classiques afin de les adapter aux fonctions d'appartenance propres à la logique floue permettant des valeurs strictement entre 0 et 1. La définition des opérateurs sur les ensembles flous est choisie, à l'instar des fonctions d'appartenance. Il devient possible de représenter toutes les opérations logiques de base en logique floue :

Opérateur	Abréviation	Application
OU	OR	$A \text{ OU } B$ $\boxed{\times} = \max(A, B)$
ET		$A \text{ ET } B$ $\boxed{\times} = \min(A, B)$
NON		$NON A$ $\boxed{\times} = 1 - A$
OU Exclusif	OUEX	$A \text{ OUEX } B$ $\boxed{\times} = (A \text{ OU } B) \text{ ET } NON (A \text{ ET } B)$ $\boxed{\times} = \max(A, B) - \min(A, B)$
NI	NON-OU	$A \text{ NI } B$ $\boxed{\times} = 1 - \max(A, B)$
ON	NON-ET	$A \text{ ON } B$ $\boxed{\times} = 1 - \min(A, B)$
EQV	NON-OUEX	$A \text{ EQV } B$ $\boxed{\times} = 1 + \min(A, B) - \max(A, B)$
REPETEUR	REP	$REP A$ $\boxed{\times} = A$

Les fonctions d'appartenances

On peut utiliser pour les fonctions d'appartenance des formes différentes, les formes triangulaires ou trapézoïdales sont suffisantes pour déterminer des ensembles flous.

a. Fonction triangulaire

Elle est définie par trois paramètres $\{a, b, c\}$, qui déterminent les coordonnées des trois sommets.

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right)$$

b. Fonction trapézoïdale

Elle est définie par quatre paramètres {a, b, c, d}, qui déterminent les coordonnées des quatre sommets.

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right)$$

c. Fonction sigmoïde

Elle est définie par deux paramètres {a, b} :

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \exp(-a(x-c))}$$

d. Fonction gaussienne

Elle est définie par deux paramètres {σ, m},

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right)$$

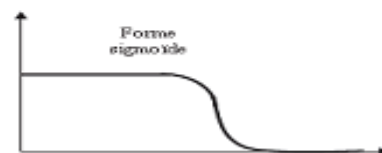
Formes des fonctions d'appartenance :



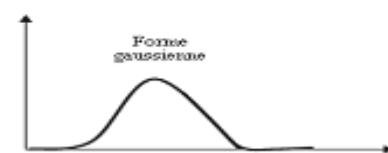
(a)



(b)



(c)



(d)

Le raisonnement en logique floue

Le raisonnement est la sous-partie la plus importante, C'est l'essence de la logique floue.

En logique classique, les raisonnements sont de la forme :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{si } p \text{ alors } q \\ \text{si vrai alors } q \text{ vrai} \end{array} \right\}$$

En logique floue, le raisonnement flou est appelé raisonnement approximatif, se base sur des règles floues qui sont exprimées en langage naturel en utilisant les variables linguistiques de la forme :

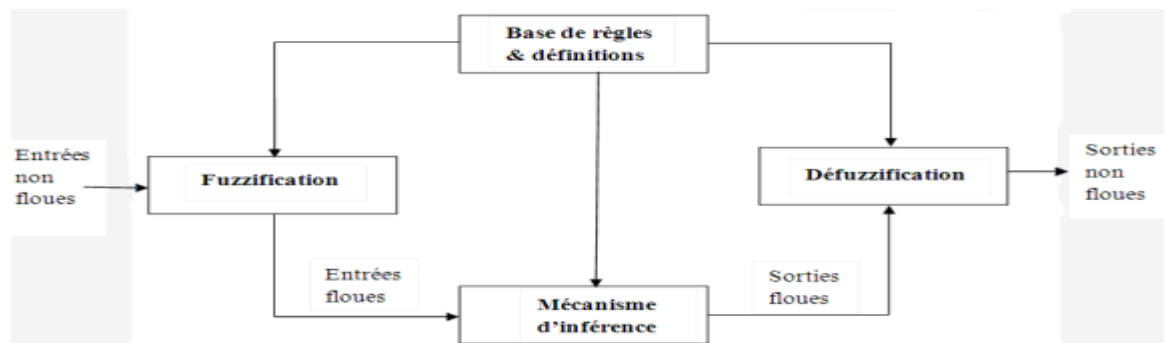
Si [prémisses] alors [conclusion].

Le résultat de l'application d'une règle floue dépend de deux facteurs :

- la définition de la fonction d'appartenance de l'ensemble flou de la proposition située en conclusion de la règle floue ;
- le degré de validité des propositions situées en prémisse.

Le système floue :

Est un système à base de règles floues permet de définir un système expert flou comme une extension d'un système expert classique. Donc un système d'inférence floue (SIF) est formé essentiellement de quatre modules:



La fuzzification: calcule les degrés d'appartenance de chaque valeur d'entrée aux ensembles flous associés et prédéfinis dans la base de données du système flou, plus réalise la transformation des valeurs numériques en informations symboliques floues utilisables par le mécanisme d'inférence.

Le moteur d'inférence: constitue de l'ensemble de règles et du choix des opérateurs flous. Il transforme la partie floue issue de la phase de fuzzification en une nouvelle partie floue conformément aux règles floues, et à associer à chaque règle une valeur de sortie.

Le défuzzification: le système flou ne peut pas communiquer des valeurs floues qu'il peut seul exploiter. Donc, il est nécessaire de fournir des valeurs précises à partir du résultat de l'agrégation des règles.

La base de connaissances floues: contient l'ensemble des règles floues décrivant le comportement d'un système.

L'algorithme Fuzzy C-Means et ses variantes :

2.1 Introduction

L'algorithme FCM est une méthode de classification non supervisée très populaire et très performante par rapport aux autres méthodes comme l'algorithme K-means ou les réseaux de neurones .

Il a été abondamment utilisé pour la segmentation d'images .

Malgré cela, l'algorithme FCM souffre de certains inconvénients comme sa sensibilité au bruit, la forme des classes qui est sphérique, la nécessité de connaître le nombre de classes ainsi que la dépendance de ses résultats à l'initialisation. Pour surmonter ces inconvénients plusieurs variantes du FCM, que nous décrirons dans ce chapitre, ont été proposées

2.2 Algorithme Fuzzy C-means standard

Le Fuzzy C-means est un algorithme de classification non supervisée, issu de l'algorithme K-means. Son apport par rapport à ce dernier est l'introduction de la notion du flou, afin de prendre en compte l'imprécision des données [28]. Développé par Bezdek en 1981 à la suite des travaux de Dunn [27], l'algorithme FCM est un algorithme de réallocation floue, dans lequel les classes sont représentées par des prototypes (centres de gravité). Son application fournit donc pour chaque observation à classer un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à chaque classe, produisant ainsi une partition floue. Comme pour la plus part des autres algorithmes de classification par partition, le FCM est basé sur la minimisation d'un critère en suivant un processus itératif.

2.2.1 Principe

L'algorithme FCM peut être résumé comme suit :

1. Fixer les paramètres :
 - a. Le nombre de classes K
 - b. Le seuil s représentant l'erreur de convergence
 - c. Le degré flou m , généralement pris égal à 2
2. Initialiser les centres des K classes de manière aléatoire.
3. Mettre à jour la matrice U des degrés d'appartenance par la relation (2.10)
4. Mettre à jour le vecteur K des centres des classes par la formule (2.11)
5. Répéter les étapes 3 et 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt : $\|I/(t) - I/(t+1)\| < \epsilon$, I étant la t^{eme} itération.

2.2.2 Inconvénients de l'algorithme FCM

L'algorithme FCM a été largement étudié et a été utilisé dans bon nombre de domaines (segmentation d'images médicales, géologiques et satellitaires). Cependant cet algorithme qui nécessite la connaissance du nombre de classes, n'est pas robuste face aux bruits introduits par l'imprécision des attributs et son efficacité dépend fortement de l'étape d'initialisation des centres des classes car le processus itératif peut facilement fournir une solution localement optimale. De plus, il est basé sur la distance euclidienne lors de la mesure de similarité entre une observation et le centre d'une classe ce qui le rend utilisable que pour détecter des classes de forme sphérique. Afin d'éviter ces inconvénients donc améliorer les résultats de la classification, plusieurs modifications ont été apportées à l'algorithme standard et qui sont présentées comme des variantes du FCM. Celles que nous présentons à la suite prennent en compte le problème du bruit et celui de la distance.

2.3 Variantes de l'algorithme FCM

De nombreuses variantes ont été ainsi proposées, celles-ci consistent soit à changer la fonctionnelle à minimiser, soit à définir une autre distance ou soit encore à modifier l'influence du facteur flou. Nous les avons ainsi organisées en trois catégories :

- Variante selon la distance
- Variante selon la fonction objectif
- Variante selon la fuzzification

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons commençons par une petite introduction, puis, on définit quelques notions de base sur la logique floue, les concepts des sous-ensembles flous caractérisés par des fonctions d'appartenances floue, et le système de floue ...

Nous avons présenté dans ce chapitre l'algorithme standard FCM ainsi qu'un nombre exhaustif de ses variantes. Ces variantes ont été proposées afin d'améliorer les performances du FCM et éviter ses inconvénients notamment sa sensibilité au bruit et les formes sphériques des classes.

Nous avons classé ces variantes en trois catégories. Dans la première, la distance euclidienne utilisée par le FCM standard, est remplacée par un autre type de distance afin de détecter des classes de formes quelconques. Dans la deuxième catégorie, l'information

spatiale a été introduite dans la fonction objectif sous forme d'un terme supplémentaire dans le but de prendre le bruit en considération. La troisième catégorie modifie l'influence du facteur flou.

Certaines de ces méthodes ont été conçues dans le cadre général, c'est-à-dire, pour classer des données multidimensionnelles, d'autres ont été développées spécifiquement pour la segmentation d'images en niveaux de gris ou couleur.

Chapitre VI : Conception et Implémentation .

1.1 Description des acteurs :

l'objectif principal de ce projet est de construire un système qui permet de calculer et classifiez les image existantes dans la base d'images à base de logique floue .

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

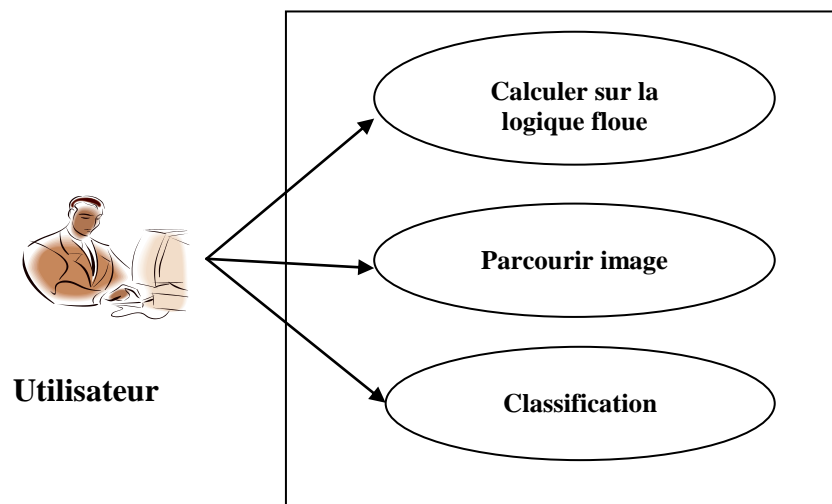
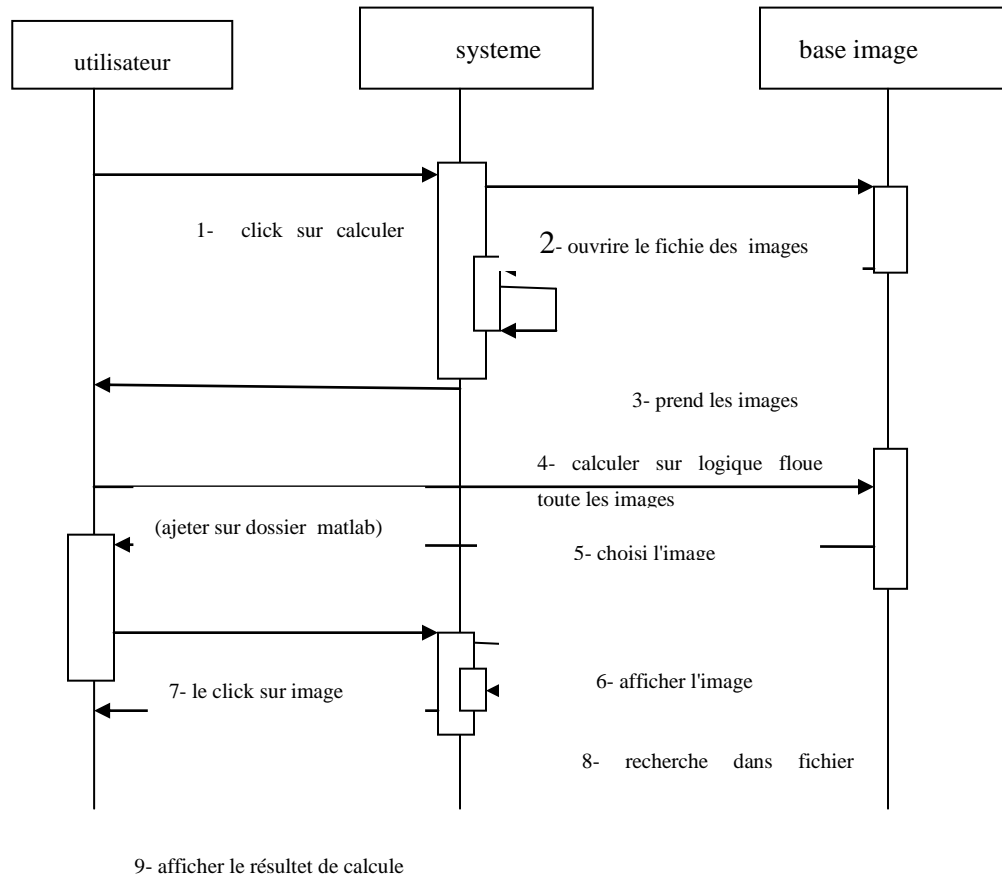


Figure III. 1. Cas d'utilisation (calcul, parcourt et classification des images).

1.2 Diagrammes de cas de séquence :

1.2.1 Calcule et affichage des logique floue :**Calcule et affichage des logique floue .****Le scenario :**

L'utilisateur clique sur le bouton pour calculer les logique floue .

Le système ouvre le fichier qui contient les images et prend les images de base d'image puis calcule les logique floue 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 choisi 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.

1.2.2 Classification des images à logique floue :

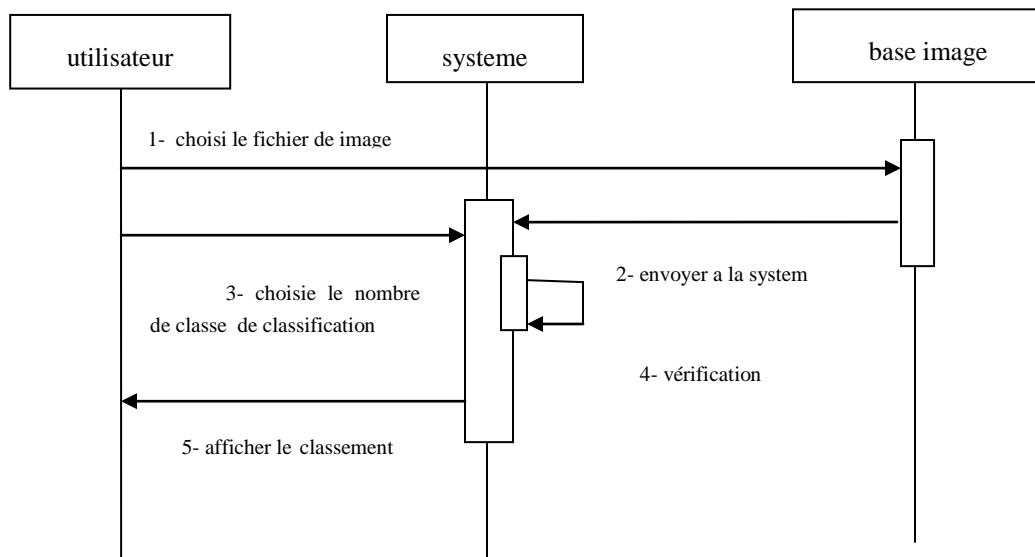


Figure III. 3. Classification des images.

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.

1.2.3 Diagramme de classe :

❖ Classe utilisateur et image :

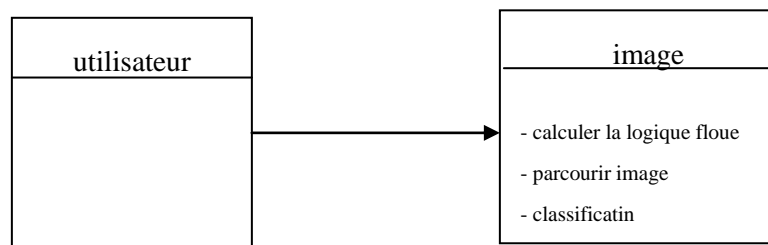


Figure III. 4. Classe utilisateur et image.

1.3 Présentation du langage d'application :

1.3.1 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 Language Runtime) 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].

1.3.2 Présentation Matlab :

matlab est un logiciel commercial de calcul interactif. Il permet de réaliser des simulations numériques basées sur des algorithmes d'analyse numérique. Il peut donc être utilisé pour la résolution approchée d'équations différentielles, d'équations aux dérivées partielles ou de systèmes linéaires, etc... L'objectif de ces séances Matlab est double: la connaissance de ce logiciel est en soi indispensable parce qu'il est de plus en plus utilisé dans l'industrie et les banques pour développer des prototypes de logiciels et tester de nouveaux algorithmes. Tous les ans entre vingt et trente pour cent des étudiants du DESS utilisent Matlab pendant leur stage. Ensuite son apprentissage va passer par la mise en pratique des algorithmes d'analyse numérique étudiés plus théoriquement dans le reste du module. Pour cela on réalisera au cours des séances un projet directement inspiré d'un cas concret schématisant un problème industriel.

1.3.3 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].

1.4 Présentation d'Application :**1.4.1 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 .

1.5 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 vignes nous avons choisis la méthode de FC-means comme méthode de classification, ce choix est justifié par la simplicité et l'efficacité de la méthode. Comme données d'entrée de calcul à la logique floue, 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] : Classification-floue-des-images.pdf

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

[3] : Université Mouloud MAMMERI de Tizi-Ouzou memoire_magister pour Traitement d'Images et Reconnaissance des Formes Présenté par : M^{elle} SBILI Lila.

[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]: Techniques de fusion et de classification floue d'images satellitaires multisources pour la caractérisation et le suivi de l'extension du tissurbain de la région d'Alger (Algérie)

[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] : fuzzy_logic_dvp_2011.pdf

[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 .

[42] S. Chen et D. Zhang, Robust image segmentation using fuzzy c-means with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure. IEEE Trans. Trans. Syst. Man. Cybern, vol. 34, pp. 1907-1916, 2004.

[12]: Introducing To the Visual Studio Extensibility .

[14]:

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

[16] C. Gauge et S. Sasi, Modified fuzzy c-means clustering algorithm with spatial distance to cluster center of gravity. IEEE, Inter. Symposium on Multimedia, 2010.

[17] F. Zhao et L. Jiao, Spatial improved fuzzy c-means clustering algorithm for image segmentation. IEEE, Inter. Conf. on Electr. Inf. Tech. 2011

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 FC-means.

Mots clés : classification, analyse globale, logique floue, apprentissage non supervisé, FC-means.

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 supervisé, FC-means.

