

UNIVERSITÉ KASDIMERBAH OUARGLA

Faculté des Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication

Département d'Informatique et Technologie de l'information



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine: Mathématique et informatique

Filière: informatique Académique

Spécialité: Informatique Industrielle

Présenté par:

✓ Chatti Imane

✓ Koul Ahlam

Thème

**La Classification Des Feuilles de Vigne à
Base de Descripteur Histogramme de
Gradient Orienté**

Soutenu publiquement

Le : 02/06/2016

Devant les jurys:

Mme. khelili khalida farida

Mr. Bekkari Fouad

Mme. N.Maresougi

McA

McA

McA

Président

Encadreur

Examineur

UKM Ouargla

UKM Ouargla

UKM Ouargla

Année Universitaire: 2015/2016

Remerciement

*Nous remercions tout d'abord notre dieu (**Allah**) pour la patience qui nous offert pour finaliser ce travail dans des bonnes conditions.*

*Au terme de ce travail, nous tenons à exprimer nos vifs remerciements et nos profondes reconnaissances à tous particulièrement notre promoteur **Mr. Bekkari Fouad**, d'avoir accepté de diriger ce travail.*

*Nous remercions chaleureusement Me **Khelili Khalida Farida** qui aide durant notre travail et par sa patience et ses*

Précieux conseils.

Nous remercions vivement les membres du jury qui m'out fait l'honneur d'accepter du juger notre travail.

*Nos remerciements s'adressent aussi **Saadi Sami** qui nous aidés durant notre travail.*

Nous remercions tous les enseignants du département d'informatique et des technologies de l'information, aussi notre promotion 2015-2016 Master informatique industrielle.

Nous remercions toutes les personnes qui nous out soutenues de près de loin au cours de la réalisation de ce modeste travail.

Dédicaces

Je profite de l'occasion pour dédier ce présent mémoire aux deux êtres qui me sont les plus chers au monde :

A ma chère mère "fatma"

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 mon chér père "Otmane"

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 mes beaux frères

Ismail et Zaid.

A mes belles sœurs

Sanna et Halima

A toute la famille Chatti et Ben Issa.

A mes chères amies

Khadidja, Kaouthar, Souhayela, Ahlam, Safa, Ikhale, Intissare, Asma, Saoussan, Sabah, Ahlem Ayadi.

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.

Imane

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

Imad Eddine ET Mohamed Rida.

A ma fiancé

Ahmed

A mon binôme Imane

A tous mes amis Surtout Kawthar, Khadija, Suhaila.

Et une spéciale dédicace à Sami 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

Ahlem

Table des matières

Introduction générale.....	9
Chapitre I: la classification: Notion, Objectifs et Méthodes.....	11
I.1 Introduction.....	11
I.2 Définition de classification.....	11
I.3 L'objectif de la classification.....	11
I.4 les différents types méthodes de classification.....	12
I.4.1 Méthode supervisé.....	12
I.4.2 Méthode non supervisé.....	12
I.4.3 Méthode hiérarchique.....	12
I.4.4 Méthode non hiérarchique.....	13
I.4.5 Méthode paramétrique.....	13
I.4.6 Méthode non paramétrique.....	13
I.4.7 Méthode structurelles.....	14
I.5 Présentation de quelques méthodes de classification.....	14
I.5.1 K plus proche voisin (KNN).....	14
I.5.2 Réseaux de neurones.....	14
I.5.3 La Machine à Vecteur Support.....	15
I.5.4 Fuzzy C_means.....	16
I.6 K_means.....	16
I.6.1 Objective de K-means.....	16
I.6.2 Principe.....	17
I.6.3 Algorithme.....	17
I.6.4 Avantages et Inconvénients.....	19
I.7 Domaines d'application de la classification.....	19
I.8 Conclusion.....	20
Chapitre II: Le descripteur des images.....	22
II.1 Introduction.....	22
II.2 Qu'est ce qu'une image?.....	22
II.2.1 Définition de l'image.....	22
II.2.2 Représentation des images numériques.....	22
II.2.3 Définition de l'image numérique.....	23
II.2.4 Types de l'image.....	23

II.2.4.1	Les images (matricielles) ou bitmap	23
II.2.4.2	Les images vectorielles.....	23
II.2.5	Les caractéristiques de l'image Numérique.....	24
II.2.5.1	Le pixel.....	24
II.2.5.2	La dimension	24
II.2.5.3	La résolution.....	24
II.2.5.4	Le bruit.....	24
II.2.5.5	Le contraste.....	25
II.2.5.6	L'image en niveaux de gris.....	25
II.2.5.7	L'image en couleur.....	25
II.2.5.8	L'histogramme.....	25
II.2.6	Les descripteurs des images.....	25
II.2.6.1	Les type des descripteurs.....	26
II.2.6.1.1	Les descripteurs de couleurs.....	26
Les espaces de couleurs.....	26	
L'histogramme.....	26	
II.2.6.1.2	Les descripteurs de textures.....	27
Les méthodes statistiques.....	27	
La méthode de différence de niveaux de gris.....	28	
Les méthodes fréquentielles.....	28	
II.2.6.1.3	Le descripteur de formes.....	28
Les descripteurs basés sur le contour.....	29	
Les descripteurs basés sur les régions.....	29	
II.3	Le descripteur Histogramme de Gradient Orienté (HoG).....	29
II.3.1	Les filtre.....	30
III.3.1.1	Définition de filtre.....	30
A.	Filtres linéaires.....	30
A.1	Les filtres passe-bas (lissage).....	31
A.2	Les filtres passe-haut (accentuation).....	31
A.3	Le filtre de gaussie.....	31
B.	Filtres non linéaires.....	31
B.1	Le filtre médian.....	32
B.2	Le filtre maximum.....	32

B.3 Le filtre minimum.....	32
II.3.2 Les étapes pour calcul le HoG.....	33
II.3.2.1 Normalisation de l'image.....	33
II.3.2.2 Calcul de l'image gradient.....	33
A. Gradient d'une image.....	30
II.3.2.3 Calcul d'histogramme d'orientation de gradient.....	33
II.4 Conclusion.....	35
Chapitre III: Conception et implémentation.....	37
III.1 Introduction.....	37
III.2 Présentation de l'outil de conception UML.....	37
III.3 Conception de notre système.....	38
III.4 Description des acteurs.....	39
III.4.1 Diagramme de cas d'utilisation.....	39
III.4.2 Diagramme de séquence.....	40
III.4.2.1 Calcule et affichage le HoG.....	40
III.4.2.2 Classification des images a base de HoG.....	41
III.4.3 Diagramme de classe.....	41
III.5 Présentation des outils des développements.....	42
III.5.1 Langage C#.....	42
III.5.2 Matlab.....	42
III.5.3 Langage XML.....	43
III.4 Présentation d'environnement de développement (Visual Studio.NET)...	43
III.7 Présentation de l'application.....	44
III.8 Test et résultat.....	50
III.8.1 Discussions de résultat.....	50
III.8.2 Progression.....	51
III.9 Conclusion.....	51
Conclusion générale.....	52
Référence.....	53

Liste des figures

Figure I.1: sélection des centres.....	18
Figure I.2: Affectation des objets.....	18
Figure I.3: Recalcul des centres des clusters.....	19
Figure II.1: L'histogramme d'une image.....	27
Figure II.2: Principe de filtre médian.....	32
Figure II.3: Formation du HoG d'une image.....	34
Figure III.1: Architecture du système.....	38
Figure III.2: Diagrammes de cas d'utilisation.....	39
Figure III.3: Diagramme de séquence pour calcul et affichage du résultat de HoG.....	40
Figure III.4: Diagramme de séquence pour classification des images a base de HoG.....	41
Figure III.5 Diagramme de classe.....	42
Figure III.6: Interface utilisateur de l'application.....	44
Figure III.7: Menu de l'application.....	45
Figure III.8: Ajout d'une image.....	45
Figure III.9: Sélection de l'image.....	46
Figure III.10: Affichage de l'image sélectionné.....	46
Figure III.11: Calcul d'histogramme de gradient orienté.....	47
Figure III.12: Interface de classification.....	48
Figure III.13: Parcours le dossier des images pour classifier.....	48
Figure III.14: Affichage de la fin de calcul.....	49
Figure III.15: Résultat de classification.....	49
Figure III.16: Résultats de test.....	50

Introduction générale:

Depuis l'aube des temps, l'homme pratique la classification dans sa vie quotidienne, quand il essaie de répondre aux problèmes et questions sur les catégories des objets, c'est-à-dire réalisé l'affectation d'objets à leurs classes (en observant leurs caractéristiques principales : formats, couleurs, tailles . . . etc.).

La classification est une discipline reliée de près ou de loin à plusieurs domaines, c'est méthode mathématique d'analyse de données, pour faciliter l'étude d'une population d'effectif important. Généralement des bases d'observations caractérisent un domaine particulier (animaux, plantes, maladies, gènes, . . . etc.), où on les regroupe en plusieurs classes.

La classification automatique d'images est une application de la reconnaissance de formes, qui consiste à attribuer automatiquement une classe à une image à l'aide d'un système de classification.

On retrouve ainsi, la classification d'objets, de textures, la reconnaissance de visages, d'empreintes digitales, de caractères parmi les applications courantes.

Notre travail s'inscrit au domaine de la classification des images et la reconnaissance des formes, on vise à classifier les variétés de vigne on utilisant les feuilles de la vigne. Ce travail a comme objectif de simplifier la tâche aux non spécialistes du domaine, ainsi que d'aider les spécialistes et les organismes de conserver le patrimoine nationale agricole de chaque pays.

Notre travail est présenté sous deux partis, la première partie concerne un état de l art qui donne 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 chapitre, on donne une vision sur les descripteurs d'image d'une façon générale. Une description détaillée sur le descripteur Histogramme de gradient orienté (HoG) qui est le descripteur choisi dans notre travail.

Dans la deuxième partit, on représente la conception de notre application, ainsi que la méthode d'implémentation de notre travail on commençants par l'explication de l'ensemble des chois techniques, (langage de programmation CSharpe et Matlab, XML) utilisés pour la réalisation de cette application.

Chapitre I:

La classification: Notion, Objectifs et Méthodes

I.1 Introduction

La classification est une activité mentale qui intervient fréquemment dans la vie courante. En effet, les objets sont souvent répertoriés par rapport à des classes ou des catégories auxquelles ils sont censés appartenir.

Dans ce chapitre nous présenterons tout d'abord les notions en relation avec la classification : ses types d'apprentissages, ses méthodes, domaine d'application,...etc. et en détaillera à la fin la méthode de classification *K_means*, cette qui est utilisée dans notre application.

I.2 Définition de classification

La classification consiste à organiser un ensemble de données multidimensionnelles en un ensemble fini de classes selon un ou plusieurs critère(s) de classification à l'aide d'un classifieur. La classification consiste à regrouper des pixels en catégories les plus homogènes possibles, c'est-à-dire créer des classes contenant le plus de pixels similaires. [2]

I.3 L'objectif de la classification

1. Obtenir une représentation schématique simple d'un tableau de données complexe à partir d'une typologie (segmentation).
2. On utilise la classification pour mieux agir, face à un ensemble d'états qu'ils ont besoin d'un traitement (par exemple un ensemble des cas d'intervention), la classification nous aide pour donner le traitement qui convient à chaque cas.
3. Simplifier la recherche: si on a un grand ensemble d'objets, la recherche d'un objet peut être une tâche coûteuse (temps, matériel, personnel...), on peut réduire la taille de l'espace de recherche si on commence par une classification des objets.
4. La classification d'images est d'élaborer un système capable d'affecter une classe automatiquement à une image. Ainsi, ce système permet d'effectuer une tâche d'expertise qui peut s'avérer coûteuse à acquérir pour un être humain en raison notamment de contraintes physiques comme la concentration, la fatigue ou le temps nécessaire pour un volume important de données dans les images.

I.4 Types de méthodes de classification

I.4.1 Méthode 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. [12]

I.4.2 Méthode non supervisé

Cette classification est aussi appelée "classification automatique" "clustering" ou encore "regroupement". Dans ce type de classification on est amené à identifier les populations d'un ensemble de données. On suppose qu'on dispose d'un ensemble d'objets que l'on note par $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ caractérisé par un ensemble de descripteurs D , l'objectif du clustering est de trouver les groupes auxquels appartiennent chaque objet x qu'on note par $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$ Ce qui revient à déterminer une fonction notée Y_s qui associe à chaque élément de X une classe. [AN13]

Autre terme les méthodes de classifications non supervisées tentent de partitionner de grands ensembles d'images, en plusieurs sous-ensembles de plus petite taille, regroupant des images similaires. Ces sous ensembles sont appelés clusters.

I.4.3 Méthode hiérarchique

La classification hiérarchique fournit une hiérarchie de partitions. Ce type de classification regroupe les méthodes ascendantes, descendantes et combinées. Ces algorithmes essaient de créer une hiérarchie de classes. Les objets les plus similaires sont rassemblés dans des groupes aux plus bas niveaux, tandis que les objets moins similaires se retrouvent dans des groupes aux plus hauts niveaux. [AN13]

Le résultat d'une classification hiérarchique n'est pas une partition de l'ensemble des individus. C'est une hiérarchie de classes telle que :

- Toute classe est non vide.
- Tout individu appartient à une (et même plusieurs) classes.

- Deux classes distinctes sont disjointes, ou vérifient une relation d'inclusion (l'une d'elle est incluse dans l'autre).
- Toute classe est la réunion des classes qui sont incluse dans elle.

I.4.4 Méthode non hiérarchique

La classification non hiérarchique ou partitionnement, aboutissant à la décomposition de l'ensemble de tous les individus en m ensemble disjoints ou classes d'équivalence, le nombre m de classes est fixé. [AN13]

Le résultat obtenu est alors une partition de l'ensemble des individus, un ensemble de parties, ou classes de l'ensemble I des individus telles que :

- Toute classe soit non vide.
- Deux classes distinctes sont disjointes.
- Tout individu appartient à une classe.

Cet algorithme porte le nom de "agrégation autour de centres variables". Une version légèrement différente, connue sous le nom de "nuées dynamiques" consiste à représenter chaque groupe non pas par son centre, mais par un ensemble de points (noyau) choisis aléatoirement à l'intérieur de chaque groupe. [AN13]

On calcule alors une distance "moyenne" entre chaque observation et ces noyaux et l'on procède à l'affectation.

I.4.5 Méthode 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. [4]

I.4.6 Méthode non paramétrique

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). [4]

I.4.7 Méthode structurelles

Ce type des méthodes exploite 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.). Dans la méthode structurelle la classe se présente principalement sous la forme de petites régions rondes. [HSEC]

I.5 Présentation de quelques méthodes de classification:

I.5.1 K plus proche voisin (KNN)

L'algorithme de k plus proches voisins (KPPV) (k-Nearest-Neighbors (kNN) en anglais) est une méthode non paramétrique et supervisée de classification. Elle est largement utilisée en classification d'une manière générale et en segmentation d'images en particulier. Elle repose sur un principe simple et intuitif de regroupement d'individus en fonction de leur voisinage. [OA13]

L'algorithme de K Plus Proche Voisin se base essentiellement sur les deux éléments principaux suivants :

1. Le nombre de cas les plus proches (K) à utiliser et une métrique pour mesurer le plus proche voisin.
2. La valeur de K est spécifiée à chaque utilisation de l'algorithme puisqu'il détermine le nombre de cas existants qui sont considérés pour prédire un nouveau cas.

I.5.2 Réseaux de neurones

Un réseau de neurones est constitué d'un certain nombre d'unités élémentaires (neurones) fortement interconnectés fonctionnant en parallèle et organisée en couches avec un flux d'informations à anticipation. L'architecture du perceptron multicouche est organisée de la manière suivante: les signaux flux successivement dans les différentes couches de l'entrée à la couche de sortie. Les couches intermédiaires sont appelées couches cachées. Pour chaque couche, chaque unité élémentaire calcule un produit scalaire entre un vecteur de poids et le

vecteur de sortie donné par la couche précédente. Une fonction de transfert est alors réalisée à la suite de faire une entrée pour la couche suivante. Les poids des connexions sont ajustés au cours du processus d'apprentissage pour obtenir la relation d'entrée/sortie désirée du réseau. De nombreux modèles de réseaux existent (réseaux de Hopfield, perceptrons multicouche, etc.). [OA13]

I.5.3 La Machine à Vecteur Support

Les machines à vecteurs de support (Support Vector Machine, SVM) appelés aussi séparateurs à vaste marge sont des techniques d'apprentissage supervisées destinées à résoudre des problèmes de classification. Les machines à vecteurs supports exploitent les concepts relatifs à la théorie de l'apprentissage statistique et à la théorie des bornes de Vapnik et Chervonenkis. [1]

La technique de SVM est une méthode de classification à deux classes qui tente de séparer les exemples positifs des exemples négatifs dans l'ensemble des exemples. Elle cherche alors l'hyperplan qui sépare les exemples positifs des exemples négatifs, en garantissant que la marge entre le plus proche des positifs et des négatifs soit maximale. Cela garantit une généralisation du principe car de nouveaux exemples pourront ne pas être trop similaires à ceux utilisés pour trouver l'hyperplan mais être situés d'un côté ou l'autre de la frontière. L'intérêt de cette méthode est la sélection de vecteurs supports qui représentent les vecteurs discriminant grâce auxquels est déterminé l'hyperplan. Les exemples utilisés lors de la recherche de l'hyperplan ne sont alors plus utiles et seuls ces vecteurs supports sont utilisés pour classer un nouveau cas, ce qui peut être considéré comme un avantage pour cette méthode. [1]

La marge est la distance entre la frontière de séparation et les échantillons les plus proches. [6]

Hyperplan est un classificateur linéaire qui va séparer les données et maximiser la distance entre deux classes. [MH16]

Vecteurs de support sont Les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan. [MH16]

I.5.4 Fuzzy c-means

Fuzzy c-means est un algorithme de classification non supervisée floue, il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition de classe. Chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leurs centres de gravité. Il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distance inter-classe, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel.

Cet algorithme nécessite une connaissance pré-able du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance à une classe donnée.

Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé. [BKTU]

I.6 K_means

L'algorithme k-means mis au point par McQueen en 1967, un des plus simples algorithmes d'apprentissage non supervisé, appelée algorithme des centres mobiles, il attribue chaque point dans un cluster dont le centre (centroïde) est le plus proche. Le centre est la moyenne de tous les points dans le cluster, ses coordonnées sont la moyenne arithmétique pour chaque dimension séparément de tous les points dans le cluster c'est-à-dire chaque cluster est représentée par son centre de gravité. [JB67]

I.6.1 Objective de K-means

- La méthode des "K-means" reste actuellement la méthode la plus utilisée dans la classification des images 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.
- 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.

I.6.2 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 proches. On définit ainsi K classes C_1, \dots, C_k , ou

$$C_i = \{\text{ensemble des points les plus proches du centre } U_i\}.$$

- Dans chaque nouvelle classe C_i , on définit le nouveau centre de classe U_i .

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

Coût:

$$\text{Coût} = \text{Erreur} = \sum \sum (D(x_i, c_i))^2$$

Choix de K :

Si $K = n$ alors Coût = 0 puisque chaque point sera le centre de sa classe \Rightarrow pas le meilleur choix.

Il faut tracer la courbe Coût = $f(K)$. Elle est décroissante. Pour de petites valeurs de K , la décroissance est marquée. Ensuite, elle devient plus lente. C'est là la meilleure valeur de K . Illustration.

I.6.3 Algorithme

L'application de l'algorithme k-Means se fait suivant les étapes suivantes:

- Choix de k , le nombre de cluster à créer.
- Choix des centres des clusters de manière aléatoire à partir des objets en entrée.

La procédure adoptée pour le choix des centres des Clusters initiaux est extrêmement importante car elle a un impact direct sur le résultat final du Classification. Il est donc très important de choisir des clusters bien séparés.

L'algorithme K-Means basique se base sur une initialisation aléatoire, après plusieurs utilisation du résultat de l'algorithme K-Means, des chercheurs proposent des améliorations au niveau de cette étape puisqu'elle impact le résultat final. [ETCU]

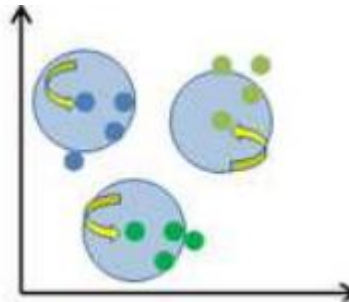


Figure I.1: sélection des centres.

1. Parcourir tous les objets afin de les affecter ou les réaffecter au cluster approprié en se basant sur la minimisation de la distance entre l'objet et le centre du cluster.

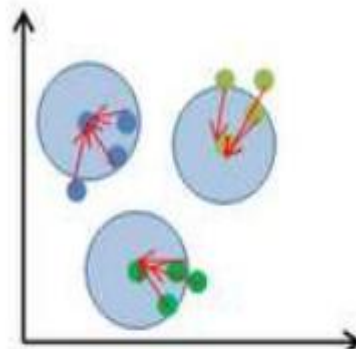


Figure I.2: Affectation des objets

2. Calculer les centres de chaque cluster puisqu'ils peuvent changer après affectation des objets.

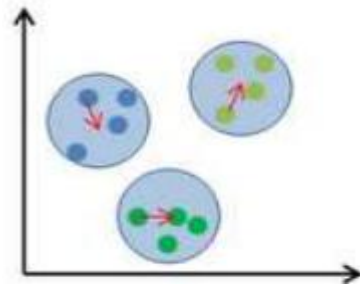


Figure I.3: Recalcule des centres des clusters.

3. Refaire les étapes (3) et (4) jusqu'à aucun changement du calcul des centres des clusters ou une stabilité des objets.

I.6.4 Avantages et inconvénients de la méthode K-means

Avantage

- 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 (même textuelles), en choisissant une bonne notion de distance.

Inconvénients

- Le résultat dépend de l'initialisation et de la distance choisie.
- Le choix manuel du paramètre K peut être perçu comme un inconvénient ou un avantage dépendamment de l'application visée.

I.7 Domaines d'application de la classification

La classification a un rôle à jouer dans toutes les sciences et les techniques qui font appel à la statistique multidimensionnelle.

- **Le domaine médical :** les classifications des maladies, de traitements curatifs de ces maladies ou de symptômes pour ces maladies peuvent mener à des typologies très utiles.

- **Le domaine du marketing** : pour le lancement d'un nouveau produit, le responsable du service de marketing d'une entreprise pourra chercher à constituer des groupes de villes semblables vis-à-vis d'un certain nombre de critères, et choisir dans chaque groupe une ville type utilisée comme marché-test.
- **Le domaine politique** : un candidat aux élections municipales fixera sa stratégie électorale en fonction de différents types d'électeurs construits à partir de différentes caractéristiques.
- **En psychiatrie** : un diagnostic correct de groupes de symptômes comme paranoïa, la schizophrénie, etc. est indispensable à la réussite de la thérapie.
- **En archéologie**: les chercheurs ont tenté d'établir des typologies d'outils en pierre, objets funéraire, etc. En utilisant des techniques de classification.

I.8 Conclusion

Dans ce chapitre, on a présentés une vision générale sur les méthodes de classification.

Nous avons donnez des généralités sur les méthodes de classification tout on donnant quelques exemples de méthodes (kNN, Réseaux de neurones, Machine à Vecteur Support, Fuzzy c-means, K-means). La méthode k-means qui a été choisi comme méthode de classification dans notre application est détaillée à la fin de ce chapitre.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter une vision générale sur les images (notions, type, caractéristique). Et quelques principaux descripteurs.



Chapitre II:

**Le descripteur des
images**

II.1 Introduction

Aujourd'hui, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec 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 à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

Dans ce chapitre, on présente quelques principaux concepts sur l'image qui sont en relation avec notre sujet d'étude.

II.2 Qu'est ce qu'une image?

II.2.1 Définition de l'image

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 l'affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain. [10]

Elle 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.

II.2.2 Représentation des images numériques

une image numérique est une matrice de pixels repérés par leur coordonnées (x,y) .

S'il s'agit d'une image couleur, un pixel est codé par 3 composantes (r,g,b) chacune comprise au sens large entre (0 et 255), représentant respectivement les "doses" de rouge, vert et bleu qui caractérisent la couleur du pixel.

S'il s'agit d'une image en niveau de gris, il est codé par 1 composante comprise au sens large entre 0 et 255, représentant la luminosité du pixel.

II.2.3 Définition de l'image numérique

Le terme d'image numérique désigne, dans son sens le plus général, toute image qui a été acquise, traitée et sauvegardée sous une forme codée représentable par des nombres (valeurs numériques).

Les images numériques sont des clichés électroniques d'une scène ou numérisés à partir de documents tels que photographies, manuscrits, textes imprimés, et œuvres d'art. L'image numérique est échantillonnée et mappée comme une grille de points ou éléments d'images (Picture élément ou pixel). [10]

A chaque pixel correspond une valeur tonale (noir, blanc, niveaux de gris ou couleur), exprimée en code binaire (zéros et uns). Les chiffres binaires ("bits") de chaque pixel sont stockés dans une séquence par l'ordinateur, et souvent réduits à une représentation mathématique (compressés). Les bits sont alors réinterprétés et lus par l'ordinateur afin de délivrer une version analogique en vue d'être affichée ou imprimée.

II.2.4 Types de l'image

Il existe deux types d'images en informatique. Les images vectorielles et les images bitmap.

II.2.4.1 Les images (matricielles) ou bitmap

Une image matricielle (ou bitmap) est une image constituée d'un ensemble de points : les pixels. Ces points codés sont rangés en lignes et en colonnes avec la correspondance simple suivante : un élément de la matrice (point codé) correspond à un point de l'écran de l'ordinateur. [GCII]

Format d'images bitmap : BMP, PCX, GIF, JPEG, TIFF, Raw, etc.

Les photos numériques et les images scannées sont de ce type.

II.2.4.2 Les images vectorielles

Les images vectorielles sont des représentations d'entités géométriques telles qu'un cercle, un rectangle ou un segment. Ceux-ci sont représentés par des formules mathématiques. C'est le processeur de l'ordinateur qui sera chargé de «traduire» ces formes en informations interprétables par la carte graphique. [7]

Les formats d'image vectorielle: WMF, CGM, SVG, etc.

II.2.5 Les Caractéristiques de L'image Numérique

II.2.5.1 Le pixel

Le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression.

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre images monochromes et images couleur. Dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est codé sur un octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image est directement liée à la taille de l'image.

Dans une image couleur (R.V.B.), un pixel peut être représenté sur trois octets : un octet pour chacune des couleurs. [5]

II.2.5.2 La dimension

C'est la taille de l'image, cette dernière qui est représentée sous forme de matrice. Par conséquent, le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes donne le nombre total de pixels dans l'image. [5]

II.2.5.3 La résolution

C'est la clarté ou la fitness de détails atteinte par un moniteur dans la production de l'image, sur lequel la résolution est exprimée en nombre de pixel par unité de mesure (pouce ou centimètre). Elle désigne aussi le nombre de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur. [5]

II.2.5.4 Le bruit

Un bruit dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ces voisins. Il provient de l'éclairage des dispositifs d'acquisitions. [5]

II.2.5.5 Le contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de l'image. [5]

II.2.5.6 L'image en niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur de pixel prend des valeurs allant de noir 0 au blanc 1 en passant par un nombre fini de niveau intermédiaires. Les valeurs peuvent être comprises entre 0 et 255; le pixel est alors codé non pas sur un bit mais sur un octet. [5]

II.2.5.7 L'image en couleur

Les applications multimédias utilisent les images en couleur. Pour représenter une couleur ; il faut d'abord choisir un modèle de représentation. On peut représenter les couleurs à l'aide de leurs composantes primaires. Les systèmes émettant de la lumière sont basés sur le principe de la synthèse additive : les couleurs sont composées d'un mélange de rouge ; vert et bleu (modèle R G B). Il existe également d'autres modèles de représentation. [5]

II.2.5.8 L'histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou de couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Il permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris (couleur). [5]

II.2.6 Les descripteurs des images

En vision par ordinateur et traitement d'images, le terme de descripteur (ou feature) est utilisé pour indiquer une information pertinente qui permettra de résoudre des calculs liés à certaines applications.

L'extraction des descripteurs d'images consiste en des transformations mathématiques calculées sur les pixels d'une image numérique.

On distingue trois grandes familles de descripteurs :

- ✓ Descripteur de couleur.
- ✓ Descripteur de texture.
- ✓ Descripteur de forme.

II.2.6.1 Type des descripteurs

II.2.6.1.1 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. [BSRU]

- **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.

- **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. [BSRU]

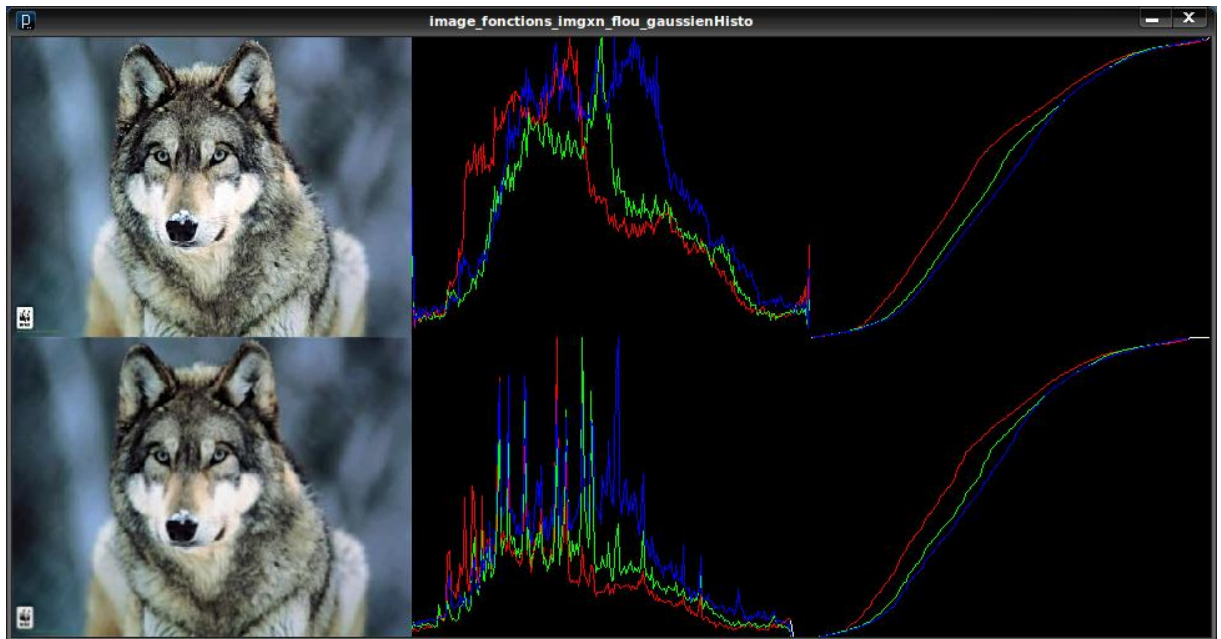


Figure II.1: L'histogramme d'une image.

II.2.6.1.2 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. [BSRU]

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.

- **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).

- **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 :

$$g = |f(x, y) - f(x + dx, y + dy)| \quad (II.1)$$

où $f(x,y)$ est le niveau de gris au point de coordonnées (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).

- **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).

II.2.6.1.3 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 portent 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. [BSRU]

- **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). [BSRU]

- **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). [BSRU]

II.3 Le descripteur Histogramme de Gradient Orienté (HoG)

Le descripteur HoG est introduit par Dalal et Triggs. [ND15] L'idée essentielle derrière l'histogramme de gradient orienté c'est que l'apparence locale et la forme d'objet dans une image peut être décrite par la distribution d'intensité des gradients ou de direction des contours. La mise en œuvre de ce descripteur peut être obtenue en divisant l'image en petites régions connectées, appelées cellules, et pour chaque cellule on calcule un histogramme des directions de gradient ou des orientations de contour pour les pixels dans la cellule. La combinaison de ces histogrammes représente alors le descripteur.

Le descripteur HoG maintient quelques avantages clés par rapport aux autres méthodes. Puisque le descripteur histogramme de gradient orienté opère sur les cellules localisées, la méthode maintient l'invariance à des transformations géométriques et

photométriques, ces changements ne feront leur apparition que dans les larges régions d'espaces. [ND15]

II.3.1 les filtre:

II.3.1.1 Définition de filtre

Un filtre est une transformation mathématique (appelée produit de convolution) permettant, pour chaque pixel de la zone à laquelle il s'applique, de modifier sa valeur en fonction des valeurs des pixels avoisinants. [12]

Le filtre est représenté par un tableau (matrice), caractérisé par ses dimensions et ses coefficients, dont le centre correspondant au pixel concerné. Les coefficients du tableau déterminent les propriétés du filtre. Ainsi le produit de la matrice. Il existe un grand nombre de filtres, on peut les classer en deux grandes catégories : les filtres linéaires et les filtres non linéaires.

A. Filtres linéaires

Un filtre linéaire transforme un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie selon une opération mathématique appelée convolution. Il permet pour chaque pixel de la zone à laquelle il s'applique, de modifier sa valeur en fonction des valeurs des pixels avoisinants. [OA13]

Remarque: La convolution est le remplacement de la valeur d'un pixel par une combinaison de ses avoisinants. Elle consiste à faire balayer une fenêtre d'analyse (masque) sur l'ensemble des pixels de l'image.

L'opération de convolution donnée comme suivant:

$$S(i, j) = \sum_{k=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} \sum_{l=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} E_{i+k, j+l} \cdot h_{k, l} \quad (II. 2)$$

Où E est l'image d'entrée, h le masque de convolution avec h (0, 0) le centre du masque et N la taille du filtre.

Il existe plusieurs filtres linéaires, nous allons présenter quelques-uns :

A.1 Les filtres passe-bas (lissage)

Consistent à atténuer les pixels de l'image ayant une fréquence haute (pixels foncés). Ce type de filtrage est généralement utilisé pour atténuer le bruit de l'image, c'est la raison pour laquelle on parle habituellement de lissage. [OA13]

A.2 Les filtres passe-haut (accentuation)

À l'inverse des filtres passe-bas, les filtres passe-haut atténuent les pixels de basse fréquence de l'image et permettent notamment d'accentuer les détails et le contraste, c'est la raison pour laquelle le terme de "filtre d'accentuation" est parfois utilisé. [OA13]

A.3 Le filtre de gaussien

Le filtre gaussien est un filtre isotrope avec des propriétés mathématiques bien précises. Il est défini par la fonction $G(x)$:

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (II.3)$$

Avec : σ est l'écart type.

En traitement d'images, on traite des données à deux dimension (x et y), on introduit donc une fonction gaussienne à deux dimensions (x, y):

$$G(x) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (II.4)$$

Le paramètre (σ) s'appelle la déviation standard. Il détermine la largeur de la cloche gaussienne.

L'effet de ce filtre sur l'image est assez similaire à l'effet du filtre moyenneur, mais la moyenne est pondérée en ce sens ou les pixels près du centre ont un effet ou un "poid" plus important que ceux qui sont situés plus loin. [BKTU]

B Filtres non linéaires

Si le filtre ne peut pas être exprimé par une combinaison linéaire, il est appelé "non linéaire". Les filtres non linéaires sont plus complexes à mettre en œuvre que les filtres linéaires. [11]

Les filtres non linéaires les plus connus sont :

B.1 Le filtre médian

Le filtre médian est utilisé pour atténuer des pixels isolés, d'une valeur très différente de leur entourage. [11]

Principe:

le filtrage médian procède tout d'abord par un tri des valeurs de niveau de gris du voisinage suivi d'une sélection de l'élément milieu du tri c'est-à-dire remplacer la valeur du pixel central par la valeur médiane de la répartition (luminances triées dans l'ordre croissant) des niveaux de gris des pixels situés à l'intérieur de cette fenêtre. Le filtrage médian est très robuste à différents types de bruit.

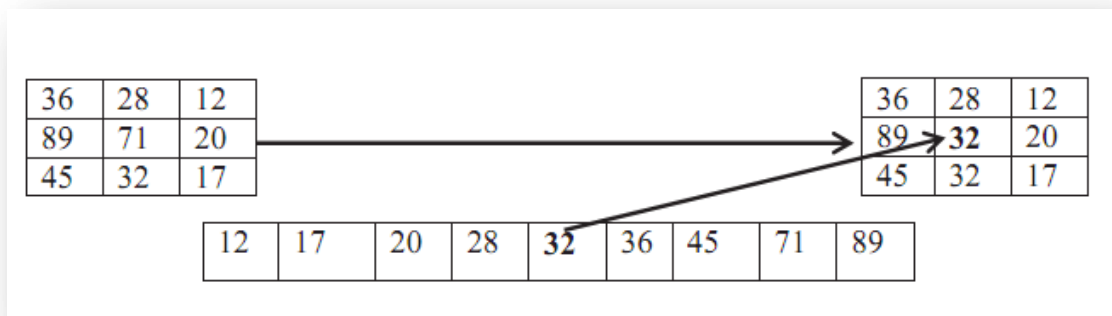


Figure II.2: Principe de filtre médian.

B.2 Le filtre maximum

On applique le même traitement que celui du filtre médian mais la valeur du pixel du centre va être remplacée par le maximum. [6]

B.3 Le filtre minimum

On applique le même traitement que celui du filtre médian mais, cette fois, la valeur du pixel du centre va être remplacée par le minimum. [6]

Dans notre travail nous avons utilisé le filtre gaussien.

II.3.2 Les étapes pour calcul le HoG

II.3.2.1 Normalisation de l'image

Les images d'entrée de notre système sont dans un premier temps converties en niveau de gris. Elles sont ensuite normalisées selon l'information de luminance.

II.3.2.2 Calcul de l'image gradient

A. Gradient d'une image:

Le gradient, en un pixel d'une image numérique, est un vecteur caractérisé par son amplitude et sa direction. L'amplitude est directement liée à la quantité de variation locale des niveaux de gris. La direction du gradient est orthogonale à la frontière qui passe au point considéré. [ND15]

Le calcul du gradient est une étape critique dans la formation de descripteurs. La justesse des orientations calculées, et des histogrammes, dépend de cette étape et les résultats sont donc étroitement liés à la méthode employée pour calculer le gradient dans l'image. Calcul rapide du gradient peut être fait par des filtres de dérivation simple: Guassien, Médian....etc.

Le gradient d'une image se calcule comme suit:

$$G(x, y) = \sqrt{(G_x(x, y))^2 + (G_y(x, y))^2} \quad (II.5)$$

Et la direction du gradient est donnée par:

$$\alpha(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right) \quad (II.6)$$

$G_x(x, y)$ et $G_y(x, y)$ sont les gradients dans la direction horizontale et verticale, au pixel (x, y) .

II.3.2.3 Calcul histogramme d'orientation de gradient

Un histogramme est un tableau de nombres dans lequel chaque élément correspond à la fréquence d'apparition d'un intervalle de valeurs pour un ensemble donnée. Dans le cadre d'une image, par exemple, chaque case de l'histogramme peut représenter les pixels de la même couleur. [JG12]

L'image est découpée en plusieurs cellules de petite taille (Fig a), et pour chaque cellule un histogramme est calculé. Chaque pixel d'une cellule vote pour une orientation entre 0 et 180 dans le cas non signé (Fig b), ou entre 0 et 360 dans le cas signé.

L'étape suivante est la normalisation des descripteurs, an d'éviter les disparités dues aux variations d'illumination, ainsi que l'introduction de redondance dans le descripteur. Pour cela, les cellules sont regroupées par bloc (concaténation des histogrammes des cellules d'un bloc), le vecteur de valeur du bloc est ensuite normalisé. Les blocs se recouvrent, donc une même cellule peut participer plusieurs fois au descripteur final.

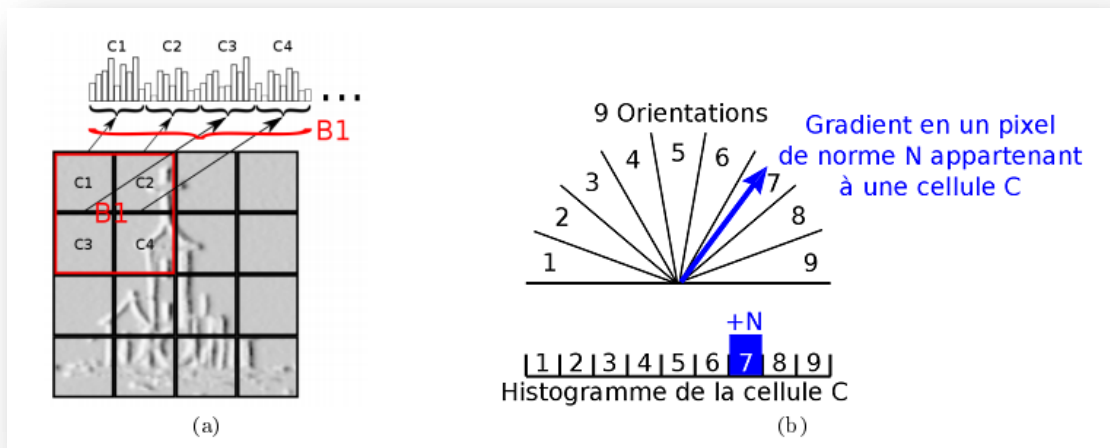


Figure II.3: Formation du HoG d'une image: (a) découpage en cellules et formation de l'histogramme par bloc, (b) vote d'un pixel selon l'orientation de ses gradients.

Le vecteur de HOG pour chaque cellule est normalisé en utilisant des vecteurs dans leurs blocs respectifs. En utilisant la méthode norme L2 pour le bloc de normalisation, le facteur de normalisation est calculé en utilisant l'équation. [ND15]

$$V_n = \frac{V}{\sqrt{\|V\|_2^2 + e^2}} \quad (II.7)$$

Où :

v est le vecteur non normalisé contenant tous les histogrammes d'un bloc donné.

$\|V\|_2$: Est la norme L_2 du vecteur (v) du descripteur.

e est une petite constante.

II.4 Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté les notions importantes qui sont en relation avec les images numérique (définitions, types, ... etc). Ainsi qu'une vision générale sur les descripteurs, tout en donnant en détaille le descripteur choisit dans notre travail qui est le descripteur (HoG).

Ces descripteurs résultent d'une analyse globale ou on prend l'image comme le seul facteur à manipulé, donc ces descripteurs sont valables pour n'importe quel type d'objets à classifié.

Le prochain chapitre, donne les détails de la conception, ainsi que la méthode et les outils utilisés pour la réalisation de notre application.

Chapitre III:

Conception et implémentation

III.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons faire la conception de notre application à partir du langage UML. Nous n'utilisant que les diagrammes nécessaires.

Nous allons présenter aussi la mise en œuvre de notre application. On commençant tout d'abord par une présentation des langages de programmation choisis. Ensuite nous présentons des captures d'écran de l'exécution de notre application. On termine ce chapitre par une discussions du résultat.

III.2 Présentation de l'outil de conception UML

UML (Unified Modeling Language, que l'on peut traduire par "langage de modélisation unifié) est un langage de modélisation graphique et textuel destiné à comprendre et à décrire des besoins, spécifier et documenter des systèmes, esquisser des architectures logicielles, concevoir des solutions et communiquer des points de vue. Les principaux auteurs de la notation UML sont Grady Booch, Ivar Jacobson et Jim Rumbaugh. [8]

En effet UML est un langage avec une syntaxe et des règles bien définies qui tentent à réaliser les buts décrits grâce à une représentation graphique formée de diagrammes et une modélisation textuelle qui vient enrichir la représentation graphique. [8]

UML propose une notation et une sémantique associée à cette notation, mais pas de processus; UML n'est donc pas une méthode.

UML est conçu pour modéliser divers types de systèmes, de taille quelconque et pour tous les domaines d'application (gestion, scientifique, temps réel, système embarqué).

UML se compose d'une part des éléments de modélisation qui représentent toutes les propriétés du langage et d'autre part des diagrammes (de cas d'utilisation, de classes, d'objets, d'états-transitions, d'activités, de séquence, de collaboration, de composants et de déploiement) qui en constituent l'expression visuelle et graphique. [OGUB]

UML prend en compte de manière complètement intégrée l'ingénierie des besoins (cas d'utilisation).

UML est automatisable pour générer du code à partir des modèles vers les langages et les environnements de programmation.

UML est générique, extensible (en plus de couvrir les possibilités des différentes technologies objet existantes) et configurable.

III.3 Conception de notre système :

Notre travail de classification des feuilles des vignes est réalisé en deux phases. La première est une phase d'extraction des caractéristiques des images de feuilles de vigne, qui se base sur le descripteur histogramme de gradient orienté. La deuxième phase utilise le descripteur HoG comme entrées à la méthode de classification K_means.

Le descripteur HoG donne une matrice des vecteurs de très grande taille, ce qui pose un problème pour la méthode de classification k-means. Afin de résoudre ce problème nous avons utilisé une solution de deux parties :

- 1- Prendre l'image comme une seule cellule.
- 2- Augmenté le nombre des canaux pour améliorer la qualité.

Cette solution nous a aidées à diminuer la taille de la matrice résultant du descripteur HoG afin quelle soit acceptable comme entré pour la méthode de classification k-means.

L'architecture de notre travail représente sur la (**figure III.7**):

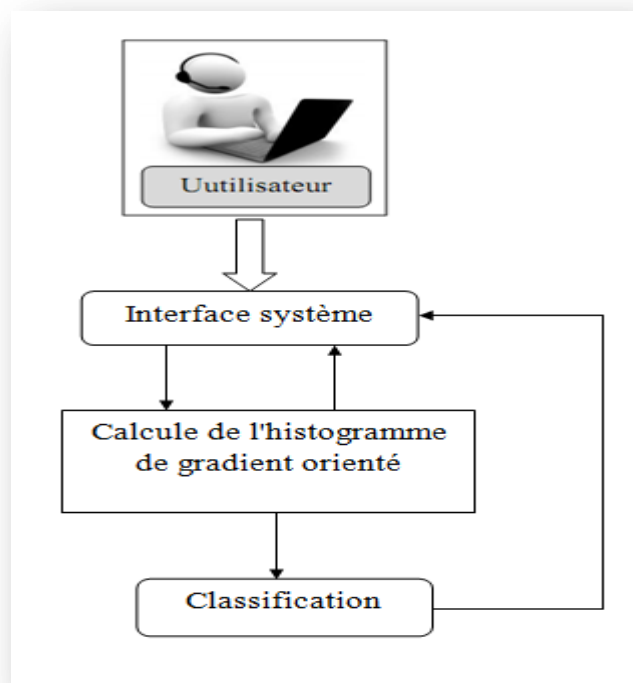


Figure III.1: Architecture du système

III.4 Description des acteurs

III.4.1 Diagramme de cas d'utilisation

Le diagramme de cas d'utilisation est un graphe d'acteurs, un ensemble de cas d'utilisation englobés par la limite du système, des relations (ou associations) de communication (participation) entre les acteurs et les cas d'utilisation, et des généralisations de ces cas d'utilisation. [PGIU]

Le diagramme de cas d'utilisation décrit la succession des opérations réalisées par un acteur (personne qui assure l'exécution d'une activité). C'est le diagramme principal du modèle UML, celui où s'assure la relation entre l'utilisateur et les objets que le système met en œuvre. [PGIU]

Remarque: Un acteur est une entité extérieure au système modélisé, et qui interagit directement avec lui.

Dans notre application l'utilisateur fournit un ensemble d'images, dans le but de les classifiées un ensemble d'images (regarder la figure ce dessous).

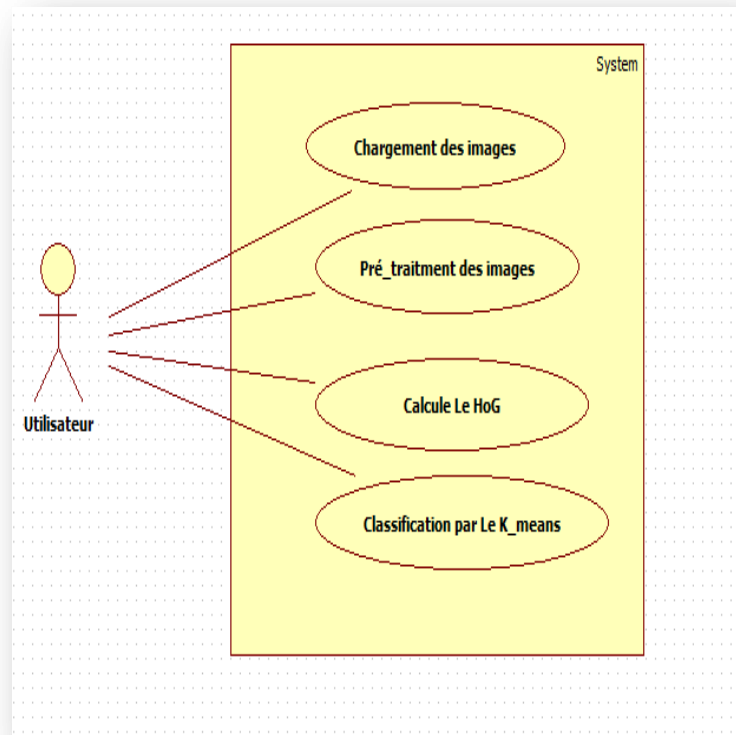


Figure III.2: Diagrammes de cas d'utilisation.

III.4.2 Diagrammes de séquence

Le diagramme de séquence montre les interactions entre les objets, agencées en séquence dans le temps; il montre en particulier les objets participant à l'interaction par leurs lignes de vie et les messages qu'ils s'échangent ordonnancés dans le temps ... mais il ne montre pas les relations entre les objets. [PGIU]

III.4.2.1 Calcule et affichage du résultat de HoG

Le scenario :

- L'utilisateur charge l'image.
- Le système ouvre le fichier des images, prend l'image de la base des images.
- L'utilisateur demande le nombre de classe.
- Le système calcule l'HoG et enregistre le résultat dans un fichier XML.
- Le système affiche le résultat de calcul (histogramme).

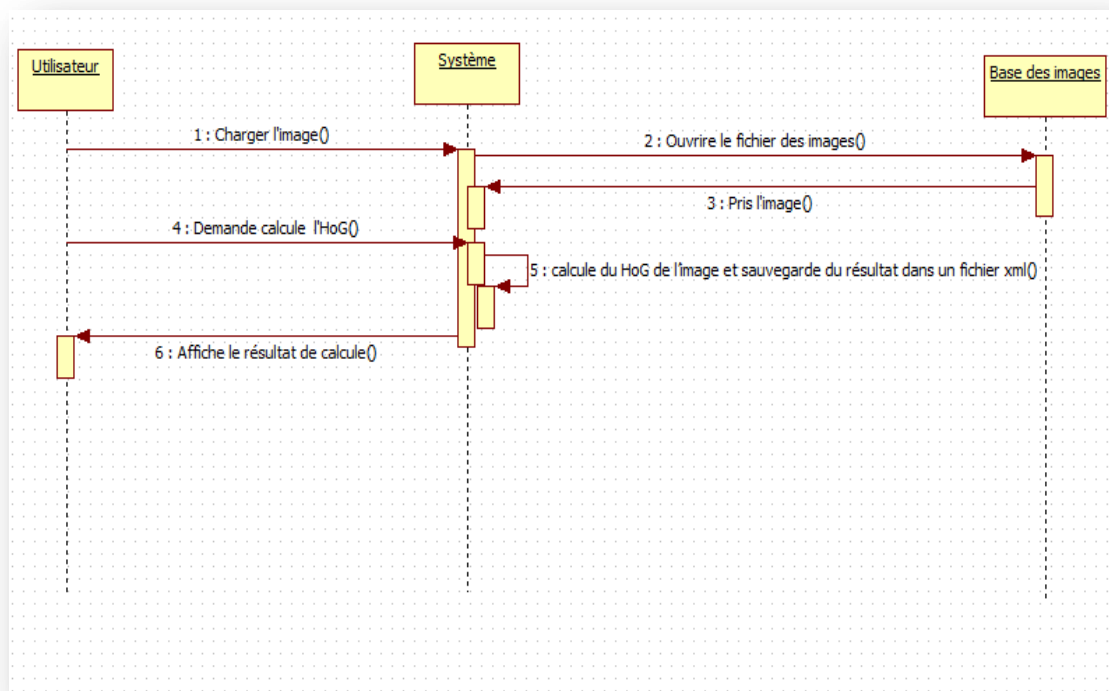


Figure III.3: Diagramme de séquence pour calcule et affichage du résultat de HoG.

III.4.2.2 Classification des images a base de HoG

Le scenario:

- L'utilisateur charge le fichier qui contient les images à partir de la base des images.
- Le système effectue le calcul du HoG de toutes les images.
- L'utilisateur choisit le nombre de classes.
- Le système affiche le résultat de classification.

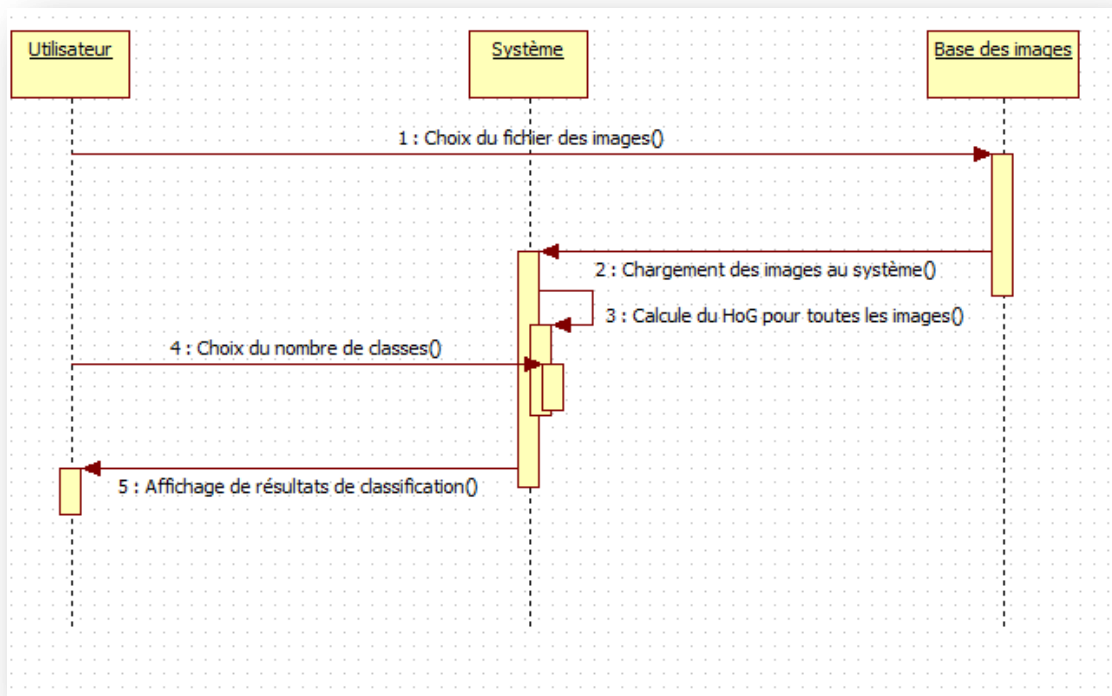


Figure III.4: Diagramme de séquence pour classification des images a base de HoG

III.4.3 Diagramme de classe

Le diagramme de classe représente l'architecture conceptuelle du système: il décrit les classes que le système utilise, ainsi que leurs liens, que ceux-ci représentent un emboîtement conceptuel (héritage, marqué par une flèche terminée par un triangle) ou une relation organique (agrégation, marquée par une flèche terminée par un diamant). [PGIU]

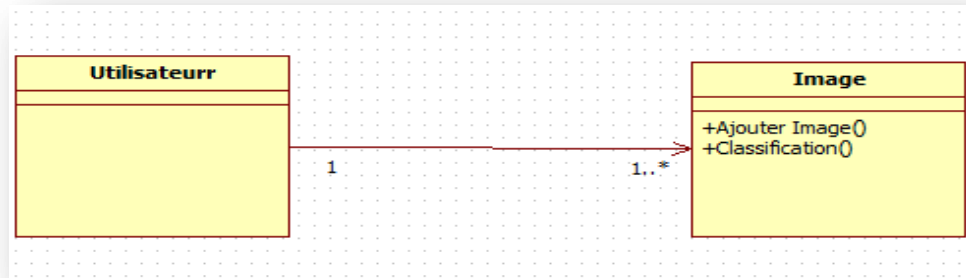


Figure III.5: Classe utilisateur et image.

III.5 Présentation des outils des développements

III.5.1 langage C#

C# est un langage de programmation orienté objet, dit de "haut niveau", récent apparu en 2001. Il est principalement inspiré par le Java (1995) mais aussi par le C++. Ce langage spécialement pour le framework Microsoft .NET. [ST02]

Il est souple, c'est-à-dire qu'il peut être exécuté sur la machine sur laquelle il se trouve ou bien transmis par l'intermédiaire du web pour s'exécuter sur un ordinateur distant.

Le C# est aussi puissant que C++, tant par la richesse de son langage que par sa vitesse d'exécution. Les commandes générant des erreurs en C++ ont été modifiées pour les rendre plus sûres.

Il est multi cibles, les programmes peuvent être définis pour s'exécuter en mode console, graphique, sur PC, sur Pocket PC sur Linux grâce à mono et à Microsoft qui a fourni les sources de .net.

C# est sûr, comme tout les langages destinés à une utilisation sur Internet, il doit contenir les principes garantissant l'intégrité de la plateforme hôte. [3]

Remarque : Le Framework .NET est un environnement d'exécution.

III.5.2 Matlab

MATLAB (MATrix LABoratory) est un logiciel interactif basé sur le calcul matriciel. Il est utilisé dans les calculs scientifiques et les problèmes d'ingénierie parce qu'il permet de résoudre des problèmes numériques complexes en moins de temps requis par

les langages de programmation courant, et ce grâce à une multitude de fonctions intégrées et à plusieurs programmes outils testés et regroupés selon usage dans des dossiers appelés boîtes à outils ou "toolbox".[ASMU]

Son objectif, par rapport aux autres langages, est de simplifier au maximum la transcription en langage informatique d'un problème mathématique, en utilisant une écriture la plus proche possible du langage naturel scientifique.

III.5.3 Langage XML

Le langage XML (eXtended Markup Language) est un format général de documents orienté texte. Il s'est imposé comme un standard incontournable de l'informatique. Il est aussi bien utilisé pour le stockage de document que pour la transmission de données entre applications. Sa simplicité, sa flexibilité et ses possibilités d'extension ont permis de l'adapter à de multiples domaines allant des données géographiques au dessin vectoriel en passant par les échanges commerciaux. De nombreuses technologies se sont développées autour de XML et enrichissent ainsi son environnement. [9]

Le langage XML dérive de SGML (Standard Generalized Markup Language) et de HTML (HyperText Markup Language). Comme ces derniers, il s'agit d'un langage orienté texte et formé de *balises* qui permettent d'organiser les données de manière structurée. [9]

III.5.4 Présentation d'environnement de développement (Visual Studio.NET)

Visual Studio.NET est un ensemble complet d'outils de développement pour créer des applications ASP Web, des services Web XML, des applications bureautiques et les applications mobiles. Visual Basic .NET, Visual C ++ .NET, Visual C # .NET et Visual J # .NET utilisent tous le même environnement de développement intégré (IDE), qui leur permet de partager des outils et facilite la création de solutions de langue mixte. En outre, ces langues tirées parti de la fonctionnalité du .NET Framework, qui permet d'accéder à des technologies clés qui simplifient le développement d'applications Web ASP et des services Web XML. [13]

III.7 Présentation de l'application

A. Interface utilisateur

La fenêtre principale (My_application) de notre application est:



Figure III.6: Interface utilisateur de l'application.

Le clic sur le bouton "Entrer" de cette interface permet de lancer notre logiciel (Image_entrée) et d'afficher une nouvelle fenêtre comme suit:



Figure III.7: Menu de l'application.

B. L'ajout d'une image

Le clic sur le bouton "Calcule l'HoG" permet d'afficher une nouvelle fenêtre (Traitement image) comme suit:

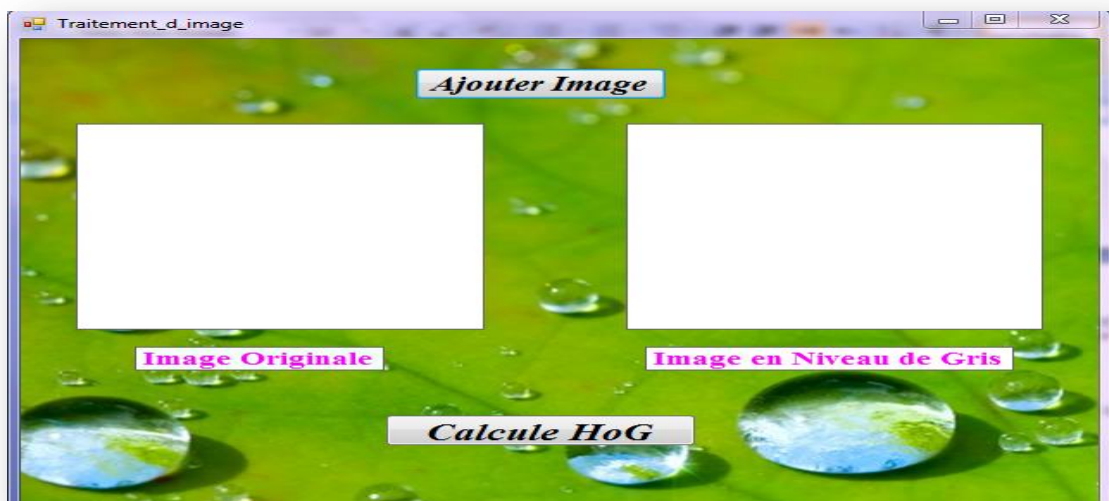


Figure III.8: Ajout d'une image.

Le clic sur le bouton "ajouter image" dans la fenêtre (Traitement_image) ouvre une boîte de dialogue pour choisir une image à partir d'un emplacement local. La fenêtre suivante illustre ce par cour:

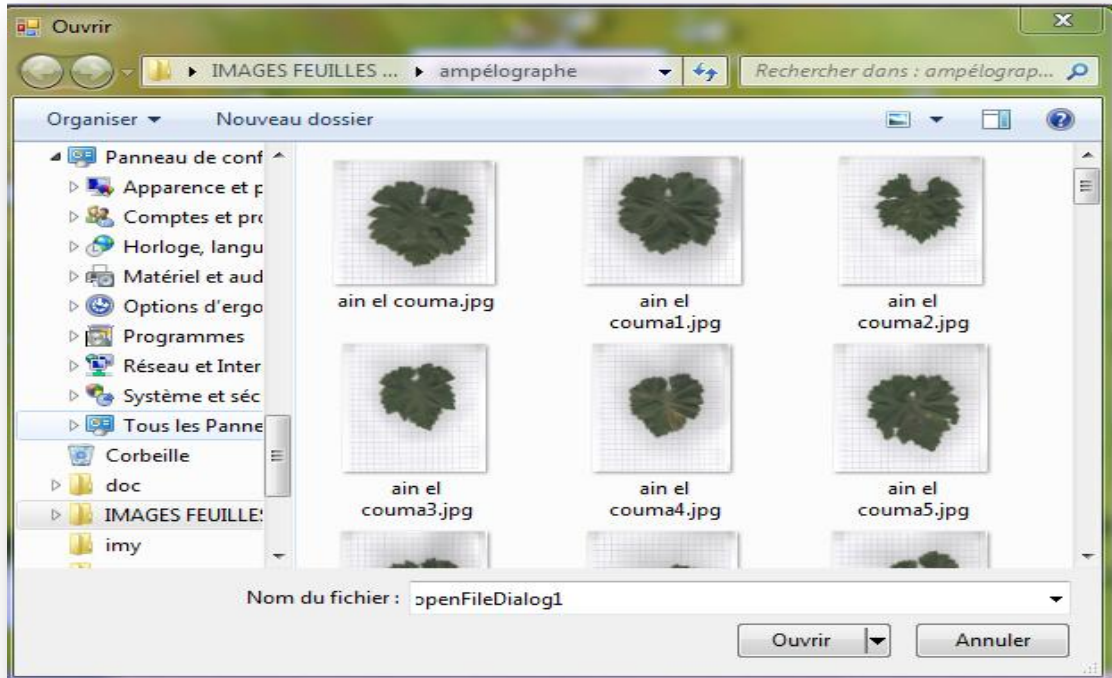


Figure III.9: Sélection de l'image.

Le choix d'une image et le clic sur le bouton ouvrir affiche la fenêtre suivante:



Figure III.10: Affichage de l'image sélectionnée.

C. Calcul de l'histogramme de gradient orienté

Le clic sur le bouton "Calcule HoG" affiche l'histogramme et affiche une nouvelle boîte de dialogue qui indique la création d'un fichier XML pour l'enregistrement de l'histogramme de gradient orienté réalisé.

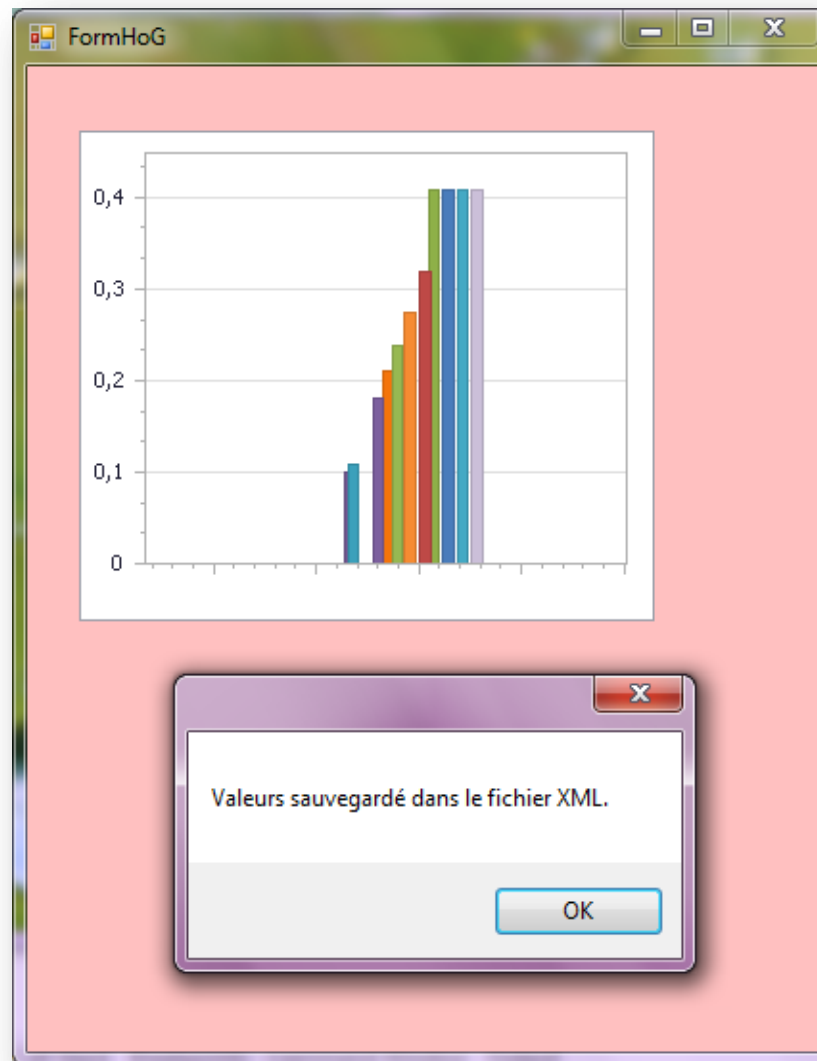


Figure III.11: Calcul de l'histogramme de gradient orienté.

D. Classification

Le clic sur le bouton classification dans la fenêtre Image_entré (figure III.12) affiche la fenêtre au dessous:

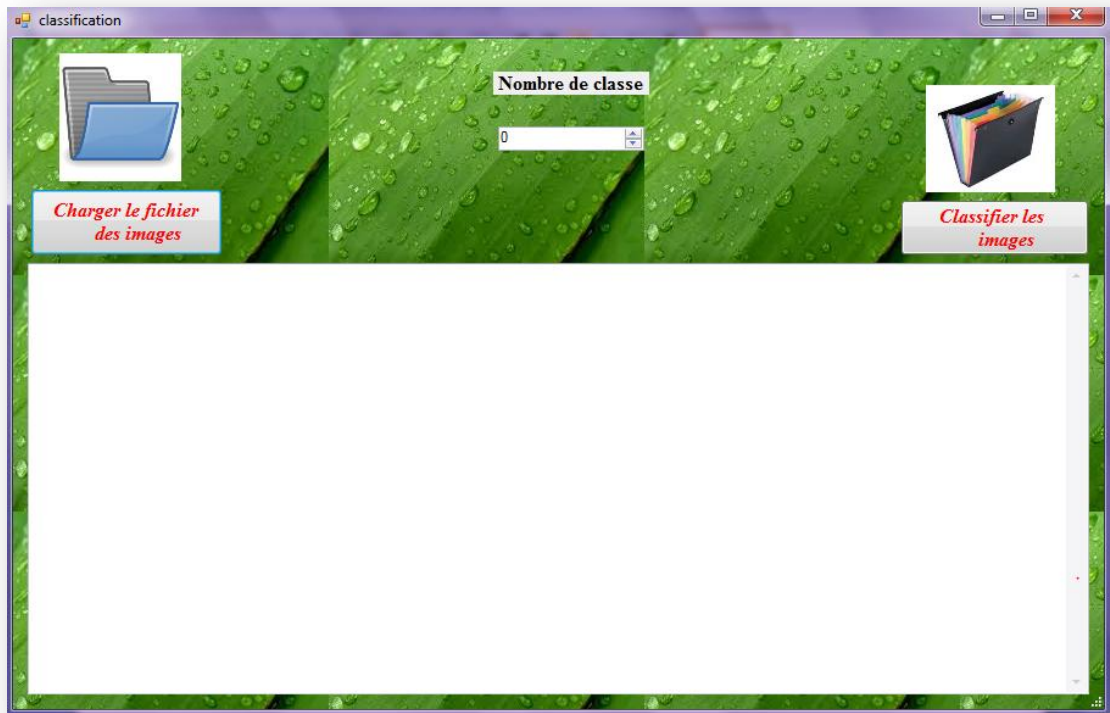


Figure III.12: Interface de classification.

Le clic sur le bouton "charger le fichier des images" affiche une fenêtre qui affiche les fichiers qui contiennent les images qui vont être classifiées :

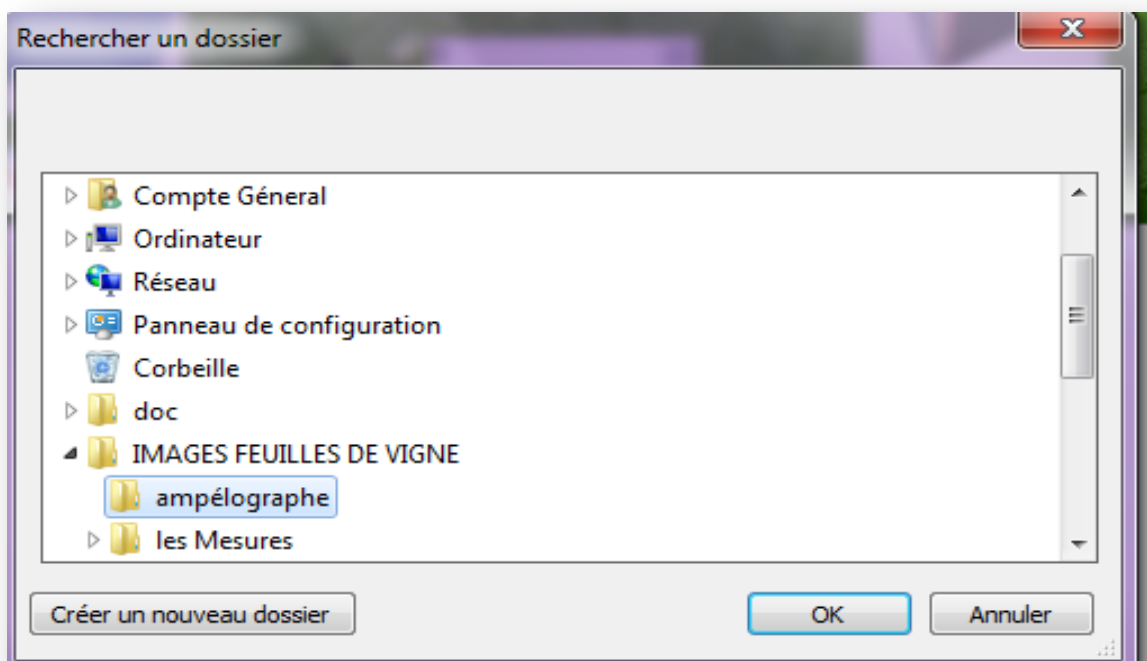


Figure III.13: Parcours du dossier des images.

Après le chargement du fichier qui contient les images que nous voulons classifiées le système affiche une petite boîte (calculé terminé) qui indique la fin de calcul du HoG pour chaque image du fichier:

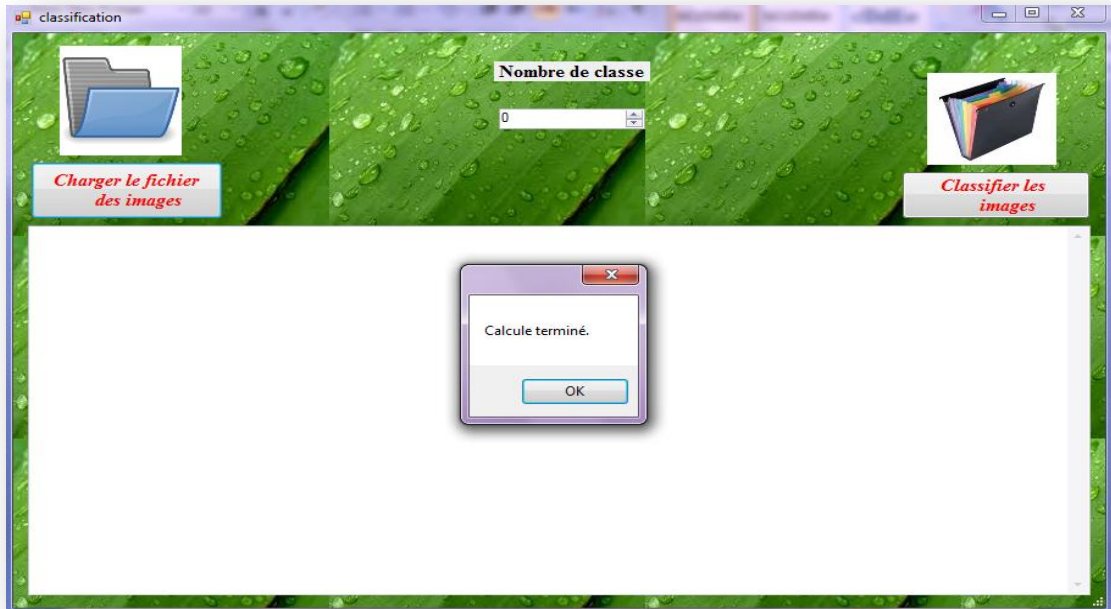


Figure III.14: Affichage de la fin de calculé.

Après le choix du nombre de classe. Le clic sur le bouton "classifier les images" affiche la figure suivante :

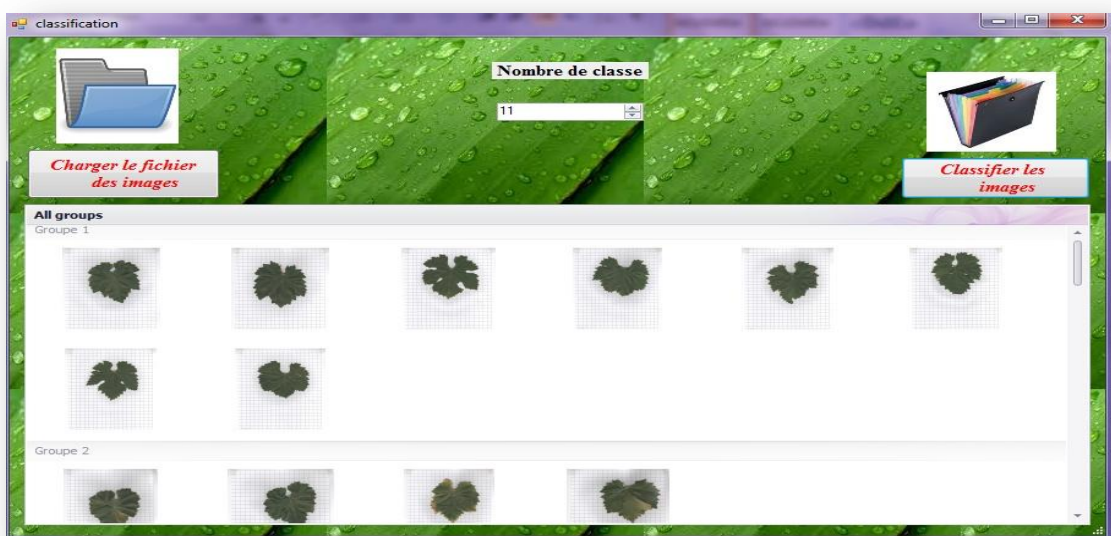


Figure III.15: Résultat de classification.

III.8 Test et résultat

Pour tester notre application et juger sa performance nous avons lancé l'exécution 30 fois pour une base d'images qui est déjà classifiées. La relation que nous avons utilisée pour calculer le pourcentage de notre classification est:

$$p = \frac{k}{n} \quad (III.1)$$

p : Le pourcentage de classification.

k : Nombre de classes classé correctement dans notre système

n : Nombre de classes déjà classifié.

Nous avons obtenus les résultats suivants (**figure III.21**):

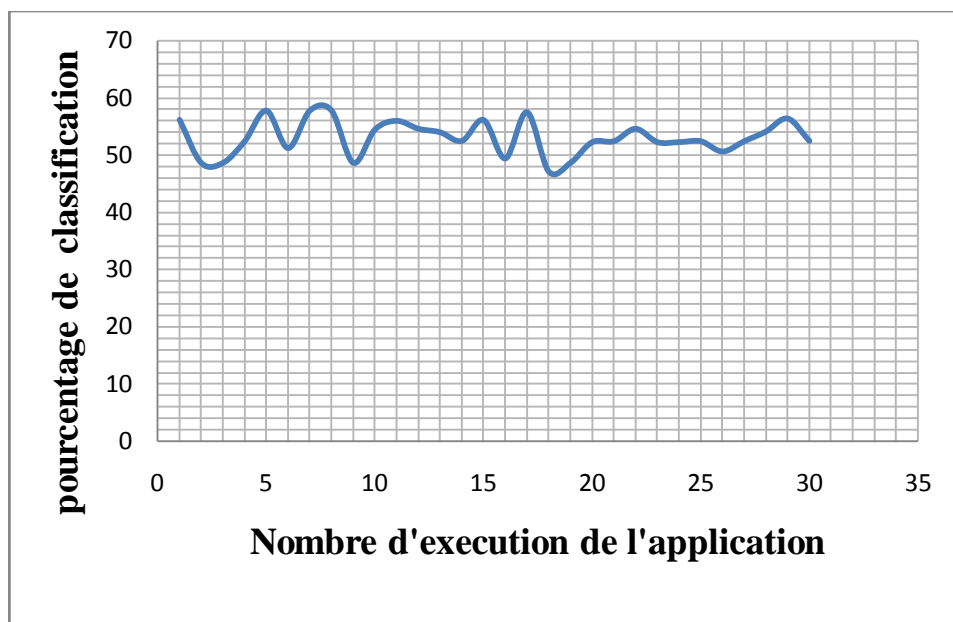


Figure III.16: Résultats de test

III.8.1 Discussions de résultat

Les résultats de notre application sont présentés sur la courbe précédente (**figure III.21**) pour les 30 exécutions de notre système.

On remarque que malgré l'utilisation de la méthode K_means qui connu le problème de l'initialisation aléatoire de centre dans le début de classification, nous avons obtenus un résultat de 60% comme meilleur résultat d'exécution, par rapport au base de feuille utilisée

(qui est déjà classifié). Ce pourcentage présente un bon résultat avec nos choix méthodologique : méthode de classification k-means et l'utilisation comme entrée le descripteur HoG pour cette méthode.

III.8.2 Progression

Afin d'améliorer les résultats de classification de notre système on peut :

- intégrer le prétraitement pour chaque image, qui nous aide à avoir des résultats plus propre,
- l'utilisation d'un autre descripteur (Sift, Moment de Hu).
-etc.

III.9 Conclusion

Après avoir achevé notre conception nous avons donné les outils nécessaires pour la réalisation de notre travail. Nous avons présenté aussi l'environnement de développement. A la fin nous avons présenté et visualisé notre application en donnant quelques captures d'écran qui explique notre travail, ainsi que les résultats obtenus.

On a donné un exemple de classification par notre application d'un ensemble d'images qui sont déjà classifiés au par avant. Nous avons obtenus après 30 exécutions de l'application un meilleur résultat de 60%. Ce résultat représente un bon résultat avec l'utilisation de la méthode k-means.

Conclusion générale

La classification d'images est une tâche importante dans le domaine de la vision par ordinateur, la reconnaissance d'objets et l'apprentissage automatique.

Bien que les capacités des activités réalisées dans le domaine de classification des images soient nombreuses, aucune méthode n'est jugée faible à 100%, mais au fur et à mesure les nouveaux travaux essaient d'améliorer les scores pour des meilleurs résultats.

C'est dans ce cadre que s'inscrit notre travail, qui a l'objectif de proposer une application qui réalise une classification d'un ensemble d'images (feuille de vigne).

Pour réaliser notre travail de classification des feuilles des vignes, 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, et comme données d'entrée on a adopté l'histogramme de gradient orienté, cet histogramme a justifié son efficacité dans les problèmes de classification.

Le résultat obtenu est une application dynamique qui a la puissance de faire des raisonnements sur les types de feuilles de vignes, afin d'avoir une classification d'un ensemble de feuille en un ensemble de sous groupes de feuilles. Cette application peut être intégrer ou utiliser dans d'autres domaines (agronomique, biologique,...etc.).

En fin, on peut dire que ce travail reste ouvert pour des travaux de comparaison et/ou d'hybridation avec d'autres méthodes de classification et d'autres types de descripteurs.

Ainsi, on peut remarquer que 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 plantes.

Référence:

- [AN13] Abdllaoui Nezha Nasrin, la classification on hiérarchique axendante, mémoire magister, Université Abou Bakar Belkaid Telemcen, 2013-2014.
- [ASMU] A.Seghir, méthode des éléments finis, Département de génie civil, mémoire magister, Université A.Mira de Bejaia.
- [BSRU] Bedouheene Saida, recherche d'image par le contenu, mémoire magister, Université Mouloud Mammeri, Tizi Ouzou.
- [BKTU] Boucherk Kahina, Traitement d'image pour l'extraction et l'analyse du réseau, Vasculaire et application en biométrie imagerie médicale, Université Mouloud Mammeri Tizi ouazou.
- [ELTM] E_Leber Bier, T_Mazy Haurd, classification nom supervisée Agroparis Tech.
- [ETCU] El Fouzy Tlhane, clustering des new, Université de Nice Sophia Antipolis.
- [GCII] Gérard Michel Cochard, Sébastien Choplin, infograhier et image informatique.
- [HSEC] Hirotk Suzuki, Pascal Matsakis, Exploitation de connaissances structurelles en classification on d'image: Utilisation de méthodes heuristiques d'optimisation combinatoire.
- [JB67] J. B. MacQueen (1967) "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate
- [JG12] Jonathan Guyomard, spécification des images de cassini pour la reconnaissance automatique de symboles et premiers résultats, 2012.
- [MH16] Mohamadally Hasen, Fomani Boris, SVM: Machine à Vecteur de support ou séparateurs à vastes marges, 16 janvier 2016.
- [ND15] N.Dalal, B.Troggs, histograms of oriented gradient for human detection INCVPR, 2015.
- [OGUB] Olivier Guibert, analyse et conception des systèmes d'information Méthodes objet le langage de modélisation objet UML, Université Bordeaux1.
- [OA13] Ourda Assas, Classification Flou des images, Université de Batna, 2013.

Observations, Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability", Berkeley, University of California Press, no1, pp281-297.1967.

[PGIU] Pierre Gérard, introduction à UML2 modélisation orientée objet de système logiciels, Université de paris13.

[ST02] Serge Tahe-ISTIA, Apprentissage du langage C# Université d'angers, Mai 2002.

[SLCT] Sylvain Lambert, Classification, Télédétection m2 géomantique

Les articles :

[1] classification on SVM et Réseaux de Neurones.

[2] complément de cours sur la classification.

[3] cour information de base C#.

[4] Cours sur la classification.

[5] Généralité sur le traitement d'image.

[6] Image thesholding using particle swarn optimization algorithm, international de technologies de l'information et de la communication CITIC 2009, SETIF Algérie, du Mai 2009.

[7] Les images bitmap et les images vectorielles.

[8] Présentation d'UML.

[9] Présentation de XML.

[10] Rapport Ben hamadi.

[11] Support de cour M2 communication, Traitement d'image, 2015.

[12] Traitement d'image.

[13] Visual Studio.Net présentation.

Résumé: Une image numérique est un concept tout à fait abstrait. Elle constitue une source d'information très expressive, qui joue un rôle très important dans des nombreuses activités humaines. La classification des images est un problème qui est toujours ouvert pour la conception et l'implémentation des méthodes appliquées sur différentes type des paramètres, l'objectif est d'avoir des résultats plus performants (élaboration d'un système pour permettre la classification automatique d'une image numérique).

Dans le cadre de notre travail nous nous sommes intéressés, à répondre à la problématique de classification des feuilles des vignes par l'implémentation d'une application qui automatise cette classification. Afin de réaliser ce travail, on s'est basé sur l'analyse d'image par l'utilisation du descripteur histogramme de gradient orienté (HoG) comme entrées à une méthode de classification basée sur l'apprentissage non supervisé qui est K-means.

Mots clés: image numérique, classification, descripteur HoG, méthode K-means.

Abstract: A numerical image is abstract concept that contains a very expressive source of information. It has a vital importance in human activities. For conception and implementation of applied methods in different levels, the major problem is that of images classification. So, our overall aim is to obtain more efficient results (elaboration of a system that can class numerical images automatically).

In our study, we are interested to answer the classification problematic of vine's papers basing on image analyses by using the histogram descriptor of the oriental gradient (HoG) as away to going in to the classification's method based on the training not supervised which is K-means.

Keyword: numerical image, classification, histogram descriptor of the oriental gradient (HoG), K-means.