

République Algérienne Démocratique et populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche
Scientifique
Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou



Faculté de Génie Electrique et d'Informatique
Département Automatique

MEMOIRE DE MASTER

En Automatique

Option : **Commande des Systèmes**

Présenté par :

ITCHIR Faroudja

**Classification automatique. Application à l'identification des
graines en temps réel**

Mémoire soutenu le 19 / 10 /2017 devant le jury d'examen composé de :

CHELLI Takfarinas

M.M.A à l'U.M.M.T.O

Président

DIAF Moussa

Professeur à l'U.M.M.T.O

Encadreur

BOUKENDOUR Ouiza

M.M.A à l'U.M.M.T.O

Examinatrice

Avant-Propos

Ce travail a été réalisé au Laboratoire Vision Artificielle et Automatique des Systèmes (LVAAS) du département Automatique (LVAAS), FGEI, UMMTO. Il fait suite à plusieurs mémoires de Magister et de mémoires d'ingénieurs de réalisés au sein de ce laboratoire.

Le logiciel sur lequel nous avons travaillé appartient à ce laboratoire. C'est le programme finalisé par Monsieur CHELLI Takfarinas qui l'a réalisé durant son travail de Magister.

Nous tenons d'abord à remercier vivement Monsieur DIAF Moussa, Professeur pour nous avoir proposé ce sujet et pour nous avoir guidé et dirigé durant tout ce travail.

Nous remercions aussi Monsieur CHELLI Takfarinas, MAA au département Automatique et doctorant au sein de LVAAS.

Mes remerciements vont également aux membres du jury d'avoir accepté d'évaluer mon travail.

Nos vifs remerciements vont aussi à Messieurs YOUNSI Marzouk, YESLI Samir et IRATNI Salim, doctorants au LVAAS pour nous avoir aidés et encouragés durant tout ce projet.

Sans oublier de remercier ma famille (mes Chers parents, mes frères et mes sœur) pour le soutien et l'encouragement qu'ils m'ont apporté tout au long de mon travail

Dédicaces

Louage à dieu, Seigneur des mondes.

Que la paix et la bénédiction soit sur son dernier envoyé.

A mes parents, aux être qui sont les plus chères au monde et auxquels je ne saurais jamais exprimer ma gratitude et ma reconnaissance en quelques lignes, Je leurs dédié ce modeste travail, que dieu le tout puissant les protège.

A mes frères et mes sœur.

A tout mes tantes et mes oncles.

A tout mes amis sans exception.

Figure 1. 1 : Etapes d'un processus de reconnaissance de formes.....	4
Figure 1.2 : Effet du filtrage médian sur la réduction de bruit poivre et sel.....	6
Figure 1.3 : texture structurelle.....	8
Figure 1.4 : texture aléatoire.....	9
Figure 1.5 : texture directionnelle.....	9
Figure 3.1 : filtrage médian.....	29
Figure.3.2 : Exemples de binarisation et extraction de contours.....	32
Figure.3.3 : Projection des graines sur deux axes principaux.....	36
Figure.3.4 : Espace couleur HSV	37
Figure.3.5 : Projection des graines sur deux axes principaux.....	38
Figure.3.6 : la projection des graines sur deux axes principaux.....	42

Tableau 1.1 :Tableau individu/caractère.....	7
Tableau3.1 : Exemples de valeurs des paramètres.....	33
Tableau3.2 : Exemples de valeurs des moments.....	35
Tableau3.3 : Moyenne et variances des selon les composantes de la couleur.....	38
Tableau 3.4 : Valeurs des paramètres de texture.....	41
Tableau.3.5 :Taux de reconnaissance.....	45

Liste des Abréviation

CCD	charge coupled device (dispositif couple à la charge)
RVB	Rouge Verte Bleu
TSI	Teinte Saturation Intensité
HSV	Hue Saturation Value
ACP	Analyse en Composantes Principales
DF	Descripteurs de Fourier
1D	Une Dimention
RGB	Read Green Bleue
CIE	Commission Internationale de l'Eclairage
TSL	Teinte Saturation Luminosité
HSI	Hue Saturation Intensity
RDF	Reconnaissance De Forme

Introduction générale

Chapitre 1 : Généralités sur la reconnaissance de forme

1. Introduction.....	3
1.2. Processus de reconnaissance de formes.....	4
1.2.1. Acquisition des images	5
1.2.2. Les prétraitements.....	5
1.2.3. Les traitements.....	6
1.2.3.1. La segmentation.....	6
1.2.4. Paramètres caractéristique	7
1.2.5. Réduction des paramètres.....	10
1.2.6. La classification	10
1.3. Etat de l'art sur la reconnaissance de forme	11
1.3.1. Historique	11
1.3.2. Méthodes de reconnaissance de formes.....	13
1.3.3. Domaines d'application.....	14
1.4. Conclusion.....	15

Chapitre 2 : Application au tri d'objets

2.1. Introduction.....	16
2.2. Extraction et sélection des paramètres.....	17
2.2.1. Les paramètres de formes.....	17
2.2.2. Paramètres de couleur.....	18
2.2.3. Paramètres de textures.....	20
2.2.3.1.Méthodes statistiques.....	20
2.2.3.2. Méthodes structurelles.....	22
2.2.3.3. Méthodes fréquentielles.....	23
2.3. Analyse en Composantes Principales(ACP).....	23
2.3.1. Principe de l'ACP dans le traitement d'images	24
2.4. Conclusion	26

Chapitre 3 : tests et résultats

3.1. Introduction.....	27
3.2. Acquisition des images.....	28
3.2.1. Le matériel utilisé.....	28
3.3. Prétraitement.....	29
3.4. Traitement	30
3.5. Extractions des attributs.....	32

3.5.1. Attributs de forme.....	32
3.5.1.1. Réduction des paramètres en utilisant l'ACP.....	37
3.5.2. Attribut de couleur.....	37
3.5.2.1. Réduction des paramètres en utilisant l'ACP.....	38
3.5.3. Attributs de texture	38
3.5.3.1. Réduction des paramètres en utilisant l'ACP.....	42
3.6. La classification	42
3.6.1. Méthode de k-means	43
3.7. La reconnaissance.....	45
3.8. Evaluation de la reconnaissance.....	45
3.9. Conclusion.....	46

Conclusion générale

Introduction générale

La reconnaissance de formes est un ensemble de techniques et méthodes visant à identifier des motifs informatiques à partir de données consistantes. Il existe de nombreuses applications de la reconnaissance de forme issues du domaine de la robotique (manipulation des pièces, trajectoire), la médecine (reconnaissance de maladies internes) et la biométrie (reconnaissance des empreintes)...etc.

Le processus de la reconnaissance de formes est souvent constitué des étapes suivantes : l'acquisition, le prétraitement qui améliore la qualité des images selon le besoin, la segmentation qui distingue entre les régions de l'image ou parfois détecte leurs contours, l'extraction des attributs caractérisant les images, la classification basée sur ces attributs et enfin la reconnaissance fondée sur les données d'apprentissage.

Dans ce mémoire nous allons mettre en œuvre quelques techniques de la reconnaissance de forme pour distinguer quatre types de graines de semences : l'avoine, l'orge, le blé et lentille. Ces images sont acquises par une camera industrielle qui se trouve au niveau de **Laboratoire de Vision Artificiel et Automatique des Systèmes(LVAAS)**.

Ce mémoire est constitué de trois chapitres qui sont organisé comme suit :

Le premier chapitre donne une introduction à la reconnaissance de forme en s'appuient sur les détails du processus de la reconnaissance. Le deuxième chapitre parle des différentes paramètres de la forme, les

paramètres de la couleurs ainsi que ceux de la texture, Le dernier chapitre , au nom teste et résultat , présentes les diverses résultats obtenues durant notre expérimentation ainsi leurs interprétation.

Chapitre 1

Généralités sur la reconnaissance de formes

1.1. Introduction

La reconnaissance de formes est une branche de l'intelligence artificielle qui fait appel aux techniques d'apprentissage automatique et à diverses techniques mathématiques. Elle peut être définie comme un ensemble de méthodes visant à identifier des objets à partir de données brutes caractérisées ou des paramètres. Dans ce chapitre nous présenterons les différentes étapes du processus de reconnaissance de formes.

1.2. Processus de reconnaissance de formes

La plupart des systèmes de reconnaissance des formes peuvent être séparés en modules distincts : acquisition, prétraitement, traitement, extraction des paramètres et classification (fig.1.1).

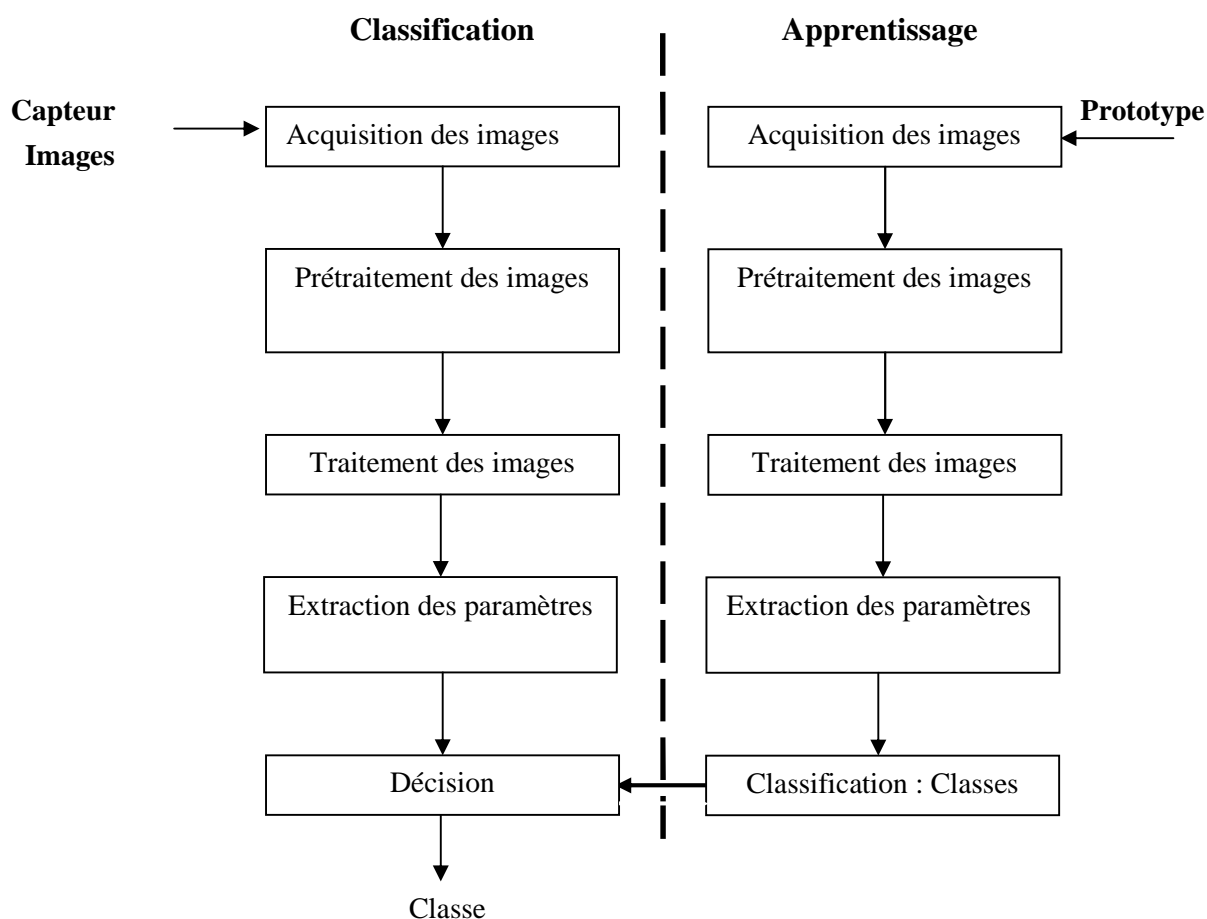


Fig1.1 Etapes d'un processus de reconnaissance de forme

1.2.1. Acquisition des images

Le but de l'acquisition d'image est de convertir une vue du monde réel en une image numérique. Dans une application, les images acquises peuvent être de types et de natures différentes et présentées en niveaux de

gris ou en couleur. L'acquisition se fait à l'aide de différents moyens, dans ce travail nous avons exploité la caméra CCD. Le stockage se fait suivant plusieurs formats. Pour avoir une meilleure acquisition, certaines conditions doivent être satisfaites telles que :

- La distance entre l'objet et la caméra a un effet important sur la résolution des images.
- L'éclairage doit rester constant,
- La couleur du fond sur lequel sera placé l'objet doit être choisi,
- Tenir compte de l'influence de l'environnement.

1.2.2. Les prétraitements

Ce sont des techniques qui visent à améliorer la netteté de l'image: élimination de bruit, éclaircir l'apparence des contours,...etc. Parmi les prétraitements qui existe-t-on tire le filtre médian, l'idée principale de ce dernier est de remplacer chaque pixel traité par la valeur médiane de ce pixel et son voisinage, souvent utilisé pour la réduction de bruit impulsif tout en conservant les contours de l'image sous certaines conditions (le choix minutieux de sa taille). Notons que une grande taille du filtre médian influe négativement sur la qualité de l'image en terme de l'introduction du flou. La **figure 1.2** montre l'effet du filtrage médian sur la réduction de bruit poivre et sel ainsi l'influence du choix de sa taille sur les contours de l'image.

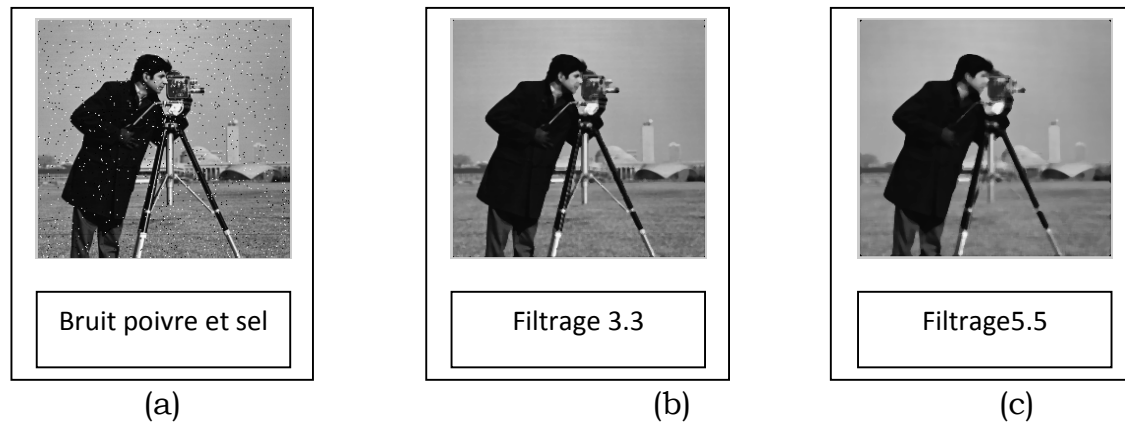


fig 1.2 Effet du filtrage médian sur la réduction de bruit poivre et sel.

1.2.3. Les traitements

Le traitement numérique des images est l'ensemble de techniques qui permettent de décrire le contenu d'une image pour des fins diverses, Parmi les nombreux traitements on distingue la segmentation.

1.2.3. 1 La segmentation

La segmentation est l'une des opérations de traitement d'image qui cherche à trouver ces régions homogènes (approche région), ou ces régions hétérogènes (approche contour). La binarisation à laquelle on s'intéresse c'est un cas particulier de la segmentation où l'image est partitionnée en deux groupes.

1.2.4. Paramètres caractéristique

Pour accéder à l'étape de classification, certaines caractéristiques doivent être calculer. Ces caractéristiques discriminantes des images peuvent être de formes, de couleurs ou de textures. Ces attributs sont, généralement, mis sous forme d'un vecteurs de caractéristiques :

$$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}) \quad (1.1)$$

tel que le m représente le nombre des attributs, l'ensemble de ces vecteurs forme la matrice de données.

Tableau 1.1 Tableau individu/caractère

		caractères				
		X ₁	X ₂X _jX _m	
individus	X ₁	X ₁₁	X ₁₂X _{1j}X _{1m}	
	X ₂	X ₂₁	X ₂₂X _{2j}X _{2m}	
	
	
	X _i	X _{i1}	X _{i2}X _{ij}X _{im}	
	
	
X _n	X _{n1}	X _{n2}X _{nj}X _{nm}		

Les paramètres qui peuvent décrire la forme d'un objet sont très nombreux. Ces paramètres peuvent aller de la simple information telle que la surface de l'objet ou son périmètre jusqu'au calcul d'autres paramètres plus robustes aux transformations géométriques comme la translation, la rotation et le changement d'échelle.

Les paramètres de couleur sont aussi largement utilisés en reconnaissance de formes. Le premier espace colorimétrique utilisé est l'espace RVB. Il reste utilisé dans le cadre d'études de recherche d'images par le contenu [1]. Cependant il est sensible aux changements d'illumination et d'autres espaces ont été développés. Ainsi l'espace TSI (HSV en Anglais) sépare l'information relative à la teinte, la saturation et à l'intensité. Dans l'espace CIELab, les couleurs sont définies par trois valeurs: la luminosité (luminance codée en pourcentage), a et b qui correspondent à l'information colorée (chrominance) où la couleur est définie à partir d'un mélange de vert

à magenta (a) et un mélange de bleu à jaune (b). Notons qu'il est possible de passer d'un espace de représentation à un autre par des fonctions de transfert.

La texture est encore l'une des caractéristiques visuelles discriminantes de l'image, elle représente la notion d'arrangement spatiale des pixels, ainsi elle peut être définie comme étant une région d'une image présentant une organisation spatiale homogène des niveaux de luminance.

Il existe trois modèles de texture, entre lesquelles se positionne un peut toutes les images synthétiques ou naturelles :

- **Texture structurelles**

C'est la répartition spatiale de motifs élémentaires de base dans différentes directions de l'espace suivant une certaine règle de placement. La figure 1.3 représente un mur de brique, elle est composée d'un ensemble d'éléments de base (les briques) disposés relativement et régulièrement de manière horizontale.

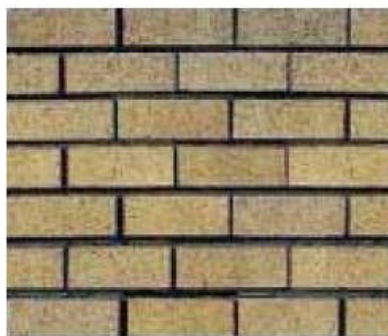


Fig 1.3 texture structurelle.

- **Textures aléatoires :**

Les textures aléatoires ont un aspect anarchique tout en restant globalement homogènes. On ne peut pas en extraire de motifs de base se répétant spatialement. La figure 1.4 montre ce type de la texture

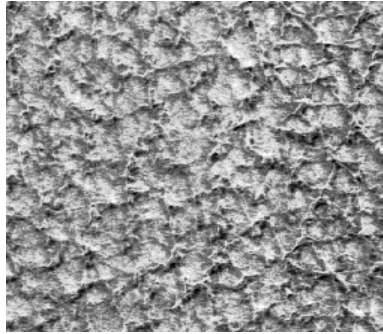


Fig 1.4 : texture aléatoire.

- **Textures directionnelles**

Ces textures ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurants de base. Néanmoins, elles se caractérisent par certaines orientations, voir la figure 1.5



Fig 1.5 : texture directionnelle.

1 .2.5. Réduction des paramètres

Le nombre de paramètres extraits initialement des images est souvent trop élevé d'autant plus que certains de ces paramètres sont pauvres en

quantité d'information qu'ils peuvent apporter. L'application de l'Analyse en Composantes Principales (ACP) permet de réduire ces paramètres aux seuls qui sont significatifs. En effet l'ACP consiste à représenter sous forme graphique le plus d'information possibles contenues dans un tableau. Elle permet ainsi de visualiser un espace à p dimensions à l'aide d'espaces de dimensions plus petites.

1.2.6. La classification

Elle consiste à regrouper dans une même classe les observations ayant les mêmes caractéristiques. Se problème découle principalement sur deux approche : la premier traite le cas ou aucune information apriori sur l'appartenance des donnée à une classe n'est disponible, la classification est dit non supervisé. Dans le cas contraire, des informations apriori sont introduites dans le processus de classification comme données d'apprentissage, ce dernier est nommé classification supervisé.

Le problème de la classification est souvent associe au choix cruciale du nombre de classes et de la nature d'attributs (couleur, texture, forme) pris en compte lors du processus du regroupement.

1.3 Etat de l'art sur la reconnaissance de forme

On désigne par reconnaissance de formes un ensemble de techniques et méthodes visant à identifier des formes à partir de données brutes afin de prendre une décision dépendant de la catégorie attribuée à ce motif. Les formes à reconnaître peuvent être de nature très variée. Il peut s'agir de

contenu visuel (code barre, visage, empreinte digitale...) ou sonore (reconnaissance de parole)...etc.

1.3.1 Historique

Que ce soit pour déchiffrer un texte dactylographié ou manuscrit, pour compter des chromosomes, reconnaître une tumeur, un char ou un avion de guerre, la compréhension de l'image, tout ceci nécessite la reconnaissance d'une forme. Pour ce faire, plusieurs approches théoriques ont été développées. Les chercheurs ont mis au point des méthodes mathématiques permettant de détecter les contours des objets à partir des changements rapides de contraste dans l'image, des ombres et des lumières, des régions homogènes en couleur, en intensité, en texture. Dès 1964, des chercheurs français, Georges Matheron (1930-2000) et Jean Serra, ont développé une autre approche théorique (morphologie mathématique) et un outil spécifique (l'analyseur de texture breveté en 1965,) d'abord pour analyser des microphotographies de terrain et évaluer des teneurs en minerai, puis pour d'autres applications comme la cytologie (caractérisation et comptage de cellules). En 1968, ils créent le Centre de Morphologie Mathématique de l'Ecole des Mines de Fontaine bleue. Leurs outils d'analyse et d'interprétation d'images sont longtemps restés franco-français, jusqu'à ce qu'un américain, Robert Haralick (Université du Kansas à cette époque, de Seattle actuellement), a défini le problème dans les années 1980, en les adaptant à de nombreuses applications industrielles. D'autres chercheurs, comme les américains Marvin Minsky et Seymour Papert du MIT (Massachusetts Institute of Technology) ont considéré le problème dans l'autre sens, en

cherchant à formaliser et à faire reproduire par l'ordinateur notre propre processus de reconnaissance d'images, donc notre propre vision. Cette démarche était au cœur des promesses de l'intelligence artificielle qui devait permettre de mettre l'intelligence en équations et doter les ordinateurs de toutes les capacités humaines de raisonnement, mémoire, perception. Or la vision s'est révélée être un domaine particulièrement complexe à modéliser tant elle est basée sur une quantité phénoménale de connaissances a priori fondées sur notre intelligence et notre expérience [2].

Dans ce qui suit quelques applications de reconnaissance de forme en des années différentes

- 1952 : reconnaissance des 10 chiffres par un dispositif électronique câblé.
- 1965 : reconnaissance de phonèmes en parole continue.
- 1972 : premier appareil commercialisé de reconnaissance de mots.
- 1978 : commercialisation d'un système de reconnaissance à microprocesseurs sur une carte de circuits imprimés.
- 1983 : première mondiale de commande vocale à bord d'un avion de chasse en France.
- 1985 : commercialisation des premiers systèmes de reconnaissance de plusieurs milliers de mots.

- 1997 : La société Dragon lance "Naturally speaking", premier logiciel de dictée vocale.
- 2008 : Google lance une application de recherche sur Internet mettant en œuvre une fonctionnalité de reconnaissance vocale.

1.3.2 Méthodes de reconnaissance de formes

Les méthodes de reconnaissance de formes sont nombreuses. Les concepts utilisés sont :

- Mise en correspondance de graphes
- La Méthode Bayésienne
- L'estimation Paramétrique
- Les classifieurs linéaires
- Les réseaux de neurones
- La méthode des hypercubes.

1.3.3 Domaines d'application

La reconnaissance de formes est utilisée dans plusieurs domaines d'activité.

Parmi ces domaines on peut citer :

- Recherche d'images par le contenu : Cette technologie est actuellement intéressante pour la recherche de données sur l'imagerie médicale, ou cartographiques.

- Classification de documents : Son activité est essentielle dans de nombreux domaines économiques : elle permet d'organiser des corpus documentaires, de les trier, et d'aider à les exploiter dans des secteurs tels que l'administration, l'aéronautique, la recherche sur internet, les sciences.

- Reconnaissance de l'écriture manuscrite : Cette technologie fait appel à la reconnaissance de forme, mais également au traitement automatique du langage naturel. Cela veut dire que le système, tout comme le cerveau humain, reconnaît des mots et des phrases existant dans un langage connu plutôt qu'une succession de caractères.

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les différentes étapes d'un système de reconnaissance de forme, du prétraitement jusqu'à la reconnaissance. Il est à noter que chaque étape influe sur la réussite de notre travail qui consiste à reconnaître les caractères d'une manière automatique. Il nous appartient donc de bien choisir les méthodes qui conviennent le mieux.

Chapitre 2

Application au tri d'objets

2.1. Introduction

Une image numérique contient un nombre énorme d'informations visuelles qui la caractérisent. Elles peuvent être divisées en trois catégories: les paramètres de forme, les paramètres de texture et ceux de la couleur. Afin d'effectuer la reconnaissance de formes, on extrait ces paramètres de chaque image puis on élimine ceux qui n'apportent pas d'information en utilisant par exemple l'ACP. Ce chapitre détaillera ces différentes notions.

2.2. Extraction et sélection des paramètres

Dans tous les cas de figure, un système de reconnaissance automatique de formes est tout d'abord basé sur l'analyse des paramètres qui caractérisent l'objet en question. L'extraction de ces caractéristiques est une étape primordiale pour le succès de la reconnaissance.

Dans ce qui suit, nous allons citer les caractéristiques les plus utilisées dans le domaine de la reconnaissance de formes

2.2.1 Les paramètres de formes

La forme est généralement une description très riche d'un objet et, pour la représenter, nous distinguons deux catégories de descripteurs de formes : les descripteurs basés sur les régions et les descripteurs basés sur les frontières. Les premiers font classiquement référence aux moments invariants et sont utilisés pour caractériser l'intégralité de la forme d'une région. Ces attributs sont robustes aux transformations d'échelle. La seconde approche fait classiquement référence aux descripteurs de Fourier et porte sur une caractérisation des contours de la forme. Nous présentons dans ce qui suit quelques méthodes de description de la forme.

A partir des moments géométriques, Hu [3] a proposé un ensemble de sept moments invariants aux translations, rotations et changement d'échelle. Ils sont très utilisés dans la littérature pour la description de formes en vue d'une classification ou d'une indexation, mais ils sont sensibles aux bruits.

Les descripteurs de Fourier font partie des descripteurs les plus populaires pour les applications de reconnaissance de forme et de recherche d'image. Ils sont souvent utilisés pour leur simplicité et leurs bonnes performances en terme de reconnaissance. De plus, ils permettent de décrire la forme de l'objet à différents niveaux de détails. Les descripteurs de Fourier sont calculés à partir du contour des objets. Leur principe est de décomposer le contour de l'objet en séries de Fourier. Les descripteurs de Fourier sont généralement connus comme une famille de descripteurs car ils dépendent de la façon dont sont représentés les objets sous forme de signaux.

2.2.2 Paramètres de couleur

Une méthode plus courante et efficace consiste à caractériser une image par la répartition des couleurs des différents pixels. Ils existent plusieurs types de paramètres de couleurs selon l'espace de représentation. Parmi les plus utilisés, on peut citer ceux représentés dans les différents espaces.

L'espace de base est le RGB (Red, Green et Blue). Il a été largement utilisé grâce à la grande disponibilité d'image dans ce format. En effet, la gamme infinie des couleurs naturelles peut être reproduite à partir de ces trois couleurs seulement. Cet espace propose donc, pour chaque pixel, 256 intensités de rouge, 256 intensités de vert et 256 intensités de bleu, chaque pixel est codé sur 24 bits. Les 24 bits d'une couleur se décomposent en 3 fois 8 à savoir, 8 bits consacrés à la teinte primaire rouge, 8 bits à la teinte primaire verte et 8 bits à la teinte primaire de bleu. Chaque couleur naturelle peut donc être représentée par un système de coordonnées

orthogonales à trois dimensions. Ce modèle présente quelques inconvénients. Il ne tient pas compte des particularités de la perception visuelle des couleurs (les trois composantes RGB ne permettent pas de reconstituer réellement toutes les couleurs perceptibles par l'œil humain). Afin de pallier ces inconvénients, la CIE (Commission Internationale de l'Eclairage) a défini un espace de représentation de la couleur basée sur trois couleurs primaires non visible (dites virtuelles) X, Y et Z. Le passage de l'espace RGB à l'espace XYZ s'effectue simplement grâce à une transformation linéaire pouvant être interprétée comme un changement de base, telle que toutes les couleurs du spectre visible soient contenues dans le triangle XYZ. Ce système présente lui aussi des inconvénients : certaines dimensions descriptives de couleur (clair/foncé, pur/délavé) ne sont pas accessibles directement. Afin de caractériser les couleurs de façon plus intuitive, conformément à la perception naturelle des couleurs, l'espace HSV a été proposé. Celui-ci fait intervenir des critères psychophysiologique, définis par un cylindre représentant la teinte H (de l'anglais Hue), caractérise la couleur elle-même, la saturation S (de l'anglais Saturation) est le niveau de pureté de la couleur représentée (il vaut 0 pour du noir ou du blanc et est maximum pour une couleur pure). La valeur V (de l'anglais Value) est la contenance relative de noir et de blanc. Cependant, ce modèle présente aussi des inconvénients. En effet, la teinte n'est pas significative pour les régions peu saturées, très claires, ou très sombres. De plus, le modèle HSV n'offre pas de corrélation simple avec les autres modèles. D'autres espaces de couleur tels le CMJN utilisé pour l'impression, ou le codage TSL (HSL en anglais) destiné aux opérateurs humains.

2.2.3 Paramètres de textures

Notons d'abord qu'il n'existe pas qu'une définition formelle pour définir avec précision ce qu'est une texture qui se traduit dans l'image par une uniformité visuelle liée à une répétition d'un motif ou à un "grain" particulier au niveau de la région d'intérêt. L'analyse de texture est un processus efficace et outil pour la discrimination des différentes textures. Plusieurs études ont déjà été effectuées dans le domaine de la classification et de la reconnaissance d'objets par analyse de texture. Une synthèse des différentes définitions de la texture en introduit plusieurs concepts. Les paramètres qui caractérisent la texture sont nombreux et diffèrent selon la méthode utilisée. Parmi ces méthodes, on peut citer les méthodes statiques, les méthodes structurelles et les méthodes fréquentielles.

2.2.3.1. Méthodes statistiques

Les méthodes statistiques étudient les relations entre un pixel et ses voisins et définissent des paramètres discriminants de la texture en se basant sur des outils statistiques. Il existe trois types d'attributs statistiques : les attributs statistiques de premier ordre, les attributs statistiques de deuxième ordre et ceux d'ordre supérieur.

A. Attributs statistiques de 1^{er} ordre

Les attributs sont calculés directement à partir des valeurs de pixels présentés dans l'image, comme exemple la moyenne et la variance qui mesure la dispersion des valeurs de pixels autour de leur moyenne, ou bien ceux qui sont calculés à partir de l'histogramme $h(g)$ monodimensionnel

normalisé, la fréquence d'apparition de niveau de gris g dans l'image est divisée par le nombre totale de niveaux de gris, citons:

- **La moyenne :**

$$M = \sum_g g \cdot h(g) \quad (2.1)$$

- **La variance :**

$$\sigma^2 = \sum_g (g - M)^2 \cdot h(g) \quad (2.2)$$

- **Cumulant**

$$C = \sum_g (g - M)^3 \cdot h(g) \quad (2.3)$$

- **Kurtosis :**

$$k = \sum_g (g - M)^4 \cdot h(g) \quad (2.4)$$

- **Entropie :**

$$E = - \sum_g \log[h(g)] \cdot h(g) \quad (2.5)$$

En effet les attributs statistiques de premier ordre ne prennent pas en compte des interactions spatiales entre les pixels.

B. Attributs statistiques de second ordre

L'une des méthodes la plus utilisé et celle des matrice de cooccurrences, elle a été proposées par HARALICK en 1973, elles constituent un outil performant pour la description des interactions spatiales entre les pixels. Elle permet de déterminer la fréquence d'apparition d'un motif formé de

deux pixels séparé par une distance dans plusieurs directions. Quatorze paramètres descripteur de la texture peuvent être extrait à partir de la matrice de cooccurrence tels qu'ils sont définis par Haralick.

c. Attributs statistiques d'ordre supérieur

Parmi les attributs statistiques d'ordre supérieur la matrice de longueurs de plages est le plus connu. Cet attribut est déterminé par le calcul de l'occurrence des niveaux de gris d'un segment de pixels (*au lieu d'un couple de pixels dans le cas des matrices de cooccurrences*). Les pixels appartenant au segment considéré doivent être adjacents, consécutifs et avoir le même niveau de gris selon une direction donnée.

2.2.3.2. Méthodes structurelles

On considère que les textures sont constituées de motifs de base se répétant dans des directions de l'espace de façon quasi-régulière. Dans les images étudiées, on considère donc l'existence de primitives. Une description structurale d'une texture implique la recherche des motifs élémentaires, leur description, puis, la détermination des règles conditionnant leur position.

Plusieurs approches peuvent être regroupées en un ensemble de méthodes dites méthodes structurelles classiques [4]. Pour isoler les primitives, considérées comme des ensembles de pixels ayant des propriétés d'homogénéité communes (en niveau de gris, par exemple). Ces propriétés (luminance, aire, taille,... etc.) permettent la description d'un certain nombre de classes de primitives.

2.2.3.3.Méthodes fréquentielles

Ces méthodes, souvent utilisée en traitement du signal, permettent d'analyser une texture en identifiant les différentes fréquences qui la composent. Parmi elles, on retrouve notamment la transformée de Fourier (La transformée de Fourier(TF) permet de passer d'une représentation de l'image dans le domaine spatial à sa représentation dans le domaine fréquentiel.[5]) , les filtres de Gabor.

Elles sont bien adaptées aux signaux quasi périodiques. En effet, les textures sont des signaux quasi périodiques qui ont une énergie fréquentielle localisée.

Ces méthodes permettent de caractériser la texture à différentes échelles.

2.3. Analyse en Composantes Principales(ACP)

L'ACP Prend sa source dans un article de Karl Pearson publié en 1901[6], comme aussi sous le nom de transformée de Karhunen-Loève ou en transformée de Hotelling. L'ACP a été de nouveau développée et formalisée dans les années 30 par Harid Hotelling .

L'ACP est une méthode de famille de l'analyse de données et plus généralement de la statistique multivariée qui consiste à transformer des variables liées entre elles (corrélées) en nouvelles variables indépendantes les unes des autres (décorrélées). Ces nouvelles variables sont nommées composantes principales. L'ACP nous permet de réduire l'information en un nombre de composantes plus limité que le nombre initial de variables [7]

Les champs d'application de l'ACP sont aujourd'hui multiples, allant de la biologie à la recherche économique et sociale, et plus récemment au traitement d'images.

2.3.1. Principe de l'ACP dans le traitement d'images

L'ACP exploite le tableau de données, de la figure 2.1, constituant de I lignes représentant le nombre d'images à classifier et K colonnes signifiant le nombre de paramètre à réduire.

	1	k	K
1			
i		x_{ik}	
I			

Fig 2.1 : tableau de donnée en ACP

Les étapes de l'ACP sont les suivantes :

La procédure de calcul des composantes principales des images nécessite le calcul de la moyenne simple de l'ensemble d'images vis à vis chaque caractéristique et la matrice de covariance comme suit :

- **Calcul de la moyenne**

$$m_k = \frac{1}{I} \sum_{i=1}^I x_{ik} \quad (2.6)$$

- **Calcul de la matrice de covariance :**

On calcule également la matrice de covariance c_k de taille $K \times K$ de l'image originale à l'aide de cette expression approximées [8]

$$c_k = \frac{1}{I-1} \sum_{i=1}^I (x_{ik} - m_k)^2 \quad (2.7)$$

Notons que la matrice de covariance est réelle et symétrique. Elle peut contenir jusqu'à k vecteurs propres orthogonaux et les éléments de sa diagonale représentent les variances des images par rapport aux paramètres [8] :

- **Calcul des composantes principales :**

On définit la matrice A de taille maximale $K \times K$ des vecteurs propres normalisée de la matrice de covariance. Après la réorganisation de la matrice A de vecteur propre ordonné par ordre décroissant (du plus important au moins important), on aboutit à la composante principale y à l'aide de l'expression suivante :

$$Y = A(X - M)^T \quad (2.8)$$

Avec M matrice de k vecteurs colonnes tels que chaque vecteur contient I élément identique égale à m_k où $k=1 \dots K$. La taille de M est de $[I \times K]$

Les éléments de la matrice y de taille maximale $K \times I$ sont décorrélées, Par conséquent, la matrice de covariance c_y de la matrice des composantes principales y sera diagonale et les valeurs de cette diagonale représentent les

valeurs propres correspondantes aux vecteurs propres contenus dans la matrice A. Les autres éléments représentent les corrélations partielles qui sont nulles.

L'importance de l'analyse en composante principale si nous choisissons le nombre de vecteurs propres q à utiliser soit pour décorréler les K composantes alors dans ce cas on utilise tout les vecteurs propres c'est à dire $q=K$.Soit de réduire les K composantes à un nombre de composantes inférieur, alors dans ce cas $1 < q < K$.

2.4. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les différents paramètres utilisées pour la reconnaissance de forme (ceux de la forme, de la couleur et de la texture) ainsi que le principe de leur réduction par l'analyse en composantes principale (ACP) qui permet de simplifier l'étape de la classification (réduction en terme de temps et élimination de paramètres inutiles).

Chapitre 3 :

Tests et résultats

3.1. Introduction

Dans ce chapitre nous exposons notre expérimentation de la reconnaissance de quatre espèces de graines de semence, à savoir les lentilles, l'orge, le blé et l'avoine. Nous avons réalisé nos tests en temps réel en utilisant le programme réalisé au laboratoire de Vision Artificielle et Automatique des Systèmes (LVAAS) du département Automatique, FGEI, UMMTO où plusieurs thèse de Magister et mémoires de fin d'études ont été réalisés sur ce même sujet dont [9]. A l'aide d'une caméra industrielle et un système d'éclairage que nous avons construit, nous avons acquis 1200 images de la base de données utilisée pour la classification (300 pour chaque type de graines) et 800 images tests.

3.2 Acquisition des images

L'étape d'acquisition est une étape très importante dans le processus de reconnaissance de formes. Les équipements matériels pour cette étape sont choisis de manière à fixer les conditions d'acquisition et d'avoir des images de bonne qualité.

3.2.1. Le matériel utilisé

- **La camera**

La camera que nous avons utilisée est une micro-caméra industrielle dotée d'un capteur mono CCD couleur d'une résolution de 2 méga pixels, de marque SONY, modèle XCL-U1000C. Elle possède différents moyens de communication.

- **Le système d'éclairage**







Nous avons construit un système pour réduire l'influence de la lumière sur la qualité d'image pour avoir une répartition uniforme de la lumière sur nos images et nous avons opté pour un fond noir pour réduire l'effet d'ombre.

- **la carte d'acquisition**

La carte d'acquisition d'images utilisée est la carte IMAQ PCI-1426 de National Instrument (NI). Elle fonctionne sous environnement Windows et on peut lui faire appel avec langages de programmation évolués et particulièrement le langage C-Sharp (C#).

3.3. Prétraitement

Pour éliminer le bruit constaté dans les images, nous avons appliqué le filtre médian à toutes les images. La figure 3.1 montre le résultat d'application de ce filtre sur les images de test.

	
Image d'origine : orge	Image filtrée
	
Image d'origine: avoine	Image filtrée
	
Image d'origine: lentille	Image filtrée

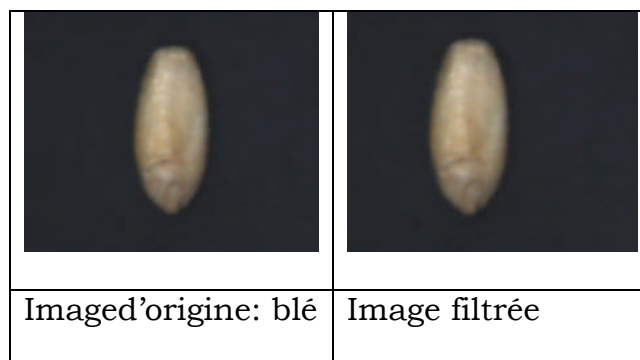


Fig 3.1 : filtrage médian

3.4. Traitement

Avant l'extraction des paramètres, nous avons d'abord binarisé les images en utilisant la méthode d'Otsu et extrait les contours à l'aide du filtre de Canny dont les principes sont les suivants :

- La méthode d'Otsu

Cette méthode est utilisée pour effectuer un seuillage automatique à partir de la forme de l'histogramme de l'image (la fréquence de répartition de niveaux de gris en fonction de leurs valeurs). Elle est basée sur la recherche de seuil qui minimise la variance intra classe de tous les seuillages possibles :

$$\delta_w^2(t) = \omega_1(t)\delta_1^2(t) + \omega_2(t)\delta_2^2(t) \quad (3.1)$$






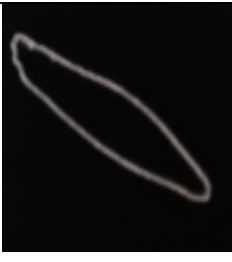
Les poids $\omega_1\omega_2$ représentent la probabilité d'être dans la i-ème classe (i=1 ou i=2), chacune étant séparée par un seuil t. Les δ_i^2 sont les variances de ces classes.

- Filtre de Canny

Le détecteur de Canny permet d'avoir les contours existant dans l'image. Ses principaux avantages sont les suivants :

- bonne détection car faible taux d'erreur dans la signalisation des contours,
- bonne localisation car minimisation des distances entre les contours détectés et les contours réels,
- clarté de la réponse car une seule réponse par contour.

Des exemples de binarisation et d'extraction de contours sont donnés à la figure (3.2).

		
Image d'origine : orge	Image binaire	Image contoure
		
Imaged'origine:	Image binaire	Image


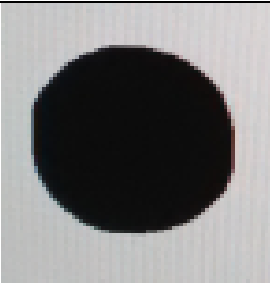




avoine		contoure
		
Imaged'origine: lenti lle	Image binaire	Image contour
		
Imaged'origine: blé	Image binaire	Image contour

Fig.3.2 Exemples de binarisation et extraction de contours.

3.5. Extractions des attributs

A ce stade, nous allons extraire les différents paramètres pour faire notre étude.

3.5.1. Attributs de forme

Dans la présente étude, pour caractériser les graines, les paramètres de forme extraits sont : le périmètre P, la surface S, la compacité C, l'Étalement

- **Le périmètre**

C'est le nombre de pixels qui composent le contour de l'objet

- **La surface**

La surface d'objet dans une image peut être définie comme étant le nombre de pixels constituant l'image de l'objet

- **La compacité**

L'attribut compacité mesure la tendance du contour à être un cercle. Elle a une valeur comprise entre 0 et 1. Elle prend la valeur 0 pour un segment de droite et la valeur 1 pour un cercle. Elle est définie par :

$$C = 4\pi S / P^2 \quad (3.2)$$

- **Etalement**

$$e = \mu_{02} + \mu_{20} \quad (3.3)$$

Tableau 3.1 Exemples de valeurs des paramètres

	S	P	C	E
Avoine	6643	435.878	0.583	6.247
Blé	4166	267,045	0.753	3,078
Lentille	7342	303.467	0.958	1.364
Orge	7370	439.111	0.423	5,304

- **Les moments invariants**

Les moments invariants permettent de calculer la position et l'orientation d'un objet. Plusieurs techniques ont été développées pour la caractérisation et la représentation d'objets par moments invariants. Hu a défini sept moments invariants en translation, en rotation et en changement d'échelle. Il a démontré, pour la première fois, leur application à la reconnaissance des formes. La formulation générale de ces moments géométriques dans le domaine continu est donnée par l'équation suivante :

$$M_{pq} = \iint x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (3.4)$$

où x et y sont des variables indépendantes d'une fonction f quelconque.

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

$$m_{pq} = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} i^p j^q f(i, j) ; p, q = 0, 1, \dots, \infty \quad (3.5)$$

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

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

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (3.6)$$

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

$$\mu_{pq} = \sum_i \sum_j (i - \bar{x})^p (j - \bar{y})^q f(i, j) \quad (3.7)$$

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

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{s^{\frac{p+q}{2}+1}} \quad ; \quad p+q \geq 2 \quad (3.8)$$

Où s représente la surface de l'objet.

A partir des moments centrés normalisés, nous avons calculé un ensemble de sept paramètres invariants par translation, rotation et homothétie pour caractériser la forme des graines. Ces 7 moments invariants sont [10]:

- **Invariants du second ordre**

$$\Phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (3.9)$$

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

- **Invariants du troisième ordre**

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

$$\Phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (3.10)$$

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

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

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

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

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

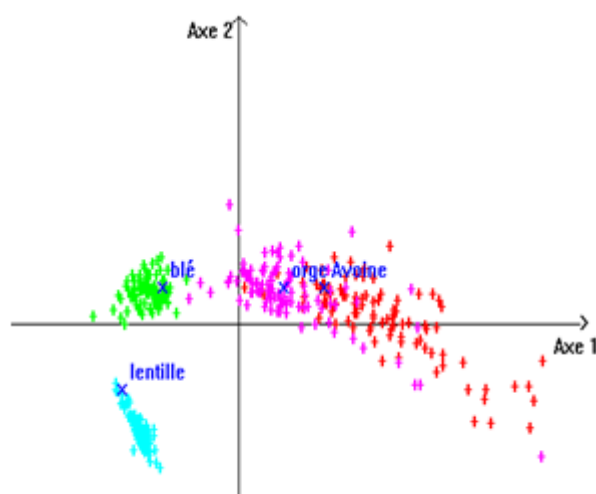
Le tableau 3.2 montre des valeurs des moments invariants pour les quatre différentes graines.

Tableau.3.2 : Exemples de valeurs des moments

	Φ_1	Φ_2	Φ_3	Φ_4	Φ_5	Φ_6	Φ_7
Avoine	0.37	0.11	0.0004	0.0003	1.40	0.0001	5.07
Blé	0.223	0.02	8.42 e-05	1.929 e-05	7.28e-10	2.375 e-06	2.7e-10
Lentille	0.15	4.7e-05	1.86 e-06	8.69e-10	-2.96e-17	-5.20e-12	1.88e-17
Orge	0.32	0.07	0.0004	0.0003	1.24 e-07	8.90 e-05	6.32 e-10

3.5.1.1. Réduction des paramètres en utilisant l'ACP

Pour réduire le nombre de paramètres, nous allons appliquer l'Analyse en Composantes Principales (ACP) sur l'ensemble des paramètres. La figure 1 montre un exemple de projection des graines sur ces deux axes principaux d'une ACP.

**Fig.3.3** Projection des graines sur ces deux axes principaux

3.5.2. Attributs de couleur

Dans notre application, la caractérisation de la distribution des niveaux de couleur de chaque graine a été effectuée par analyse des histogrammes. Ainsi, un ensemble de paramètres de couleur ont été extraits à partir de

chaque canal de l'espace ITS (Intensité, Teint et Saturation) ou HSV en anglais (Hue, Saturation et Value) voir la figure 3.4. Les paramètres de couleur extraits sont la moyenne et la variance.

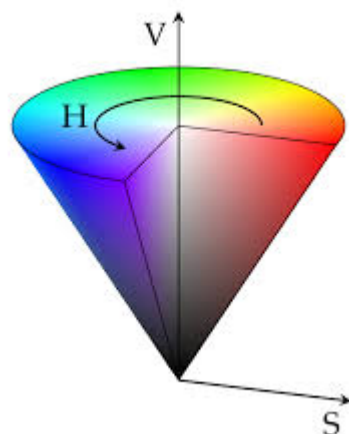


Fig3.4 : Espace couleur HSV

- **Moyenne**

$$Moy = \sum_{k=1}^{n_g} kp(k) \quad (3.11)$$

Où $p(k)$ est la fréquence d'un niveau de gris k , et n_g le nombre total de niveaux de gris.

- **Variance**

$$Var = \sum_{k=1}^{n_g} (k - Moy)^2 p(k) \quad (3.12)$$

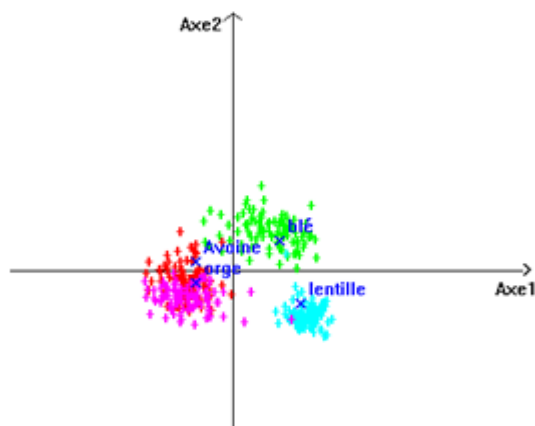
Ce paramètre caractérise la dispersion de niveaux de gris autour de la moyenne. Les valeurs de paramètres de la couleur sont présentées par le tableau 3.3

Tableau 3.3 Moyenne et variances des selon les composantes de la couleur

	Moyenne			Variance		
	H	S	V	H	S	V
Avoine	93	174	139	9,156	20,308	6,277
Lentille	70	137	118	3,026	2.141	4,133
Blé	116	188	141	11,416	32.976	9,057
Orge	112	163	134	13.686	34,359	11.41

3.5.2.1. Réduction des paramètres en utilisant l'ACP

En appliquant l'ACP à l'ensemble de paramètres de la modalité couleur, nous obtenons la projection, de la figure 3.5, sur deux axes principaux.

**Fig.3.5** Projection des graines sur deux axes principaux

3.5.3. Attributs de texture

La matrice de cooccurrence est l'un des attributs qui caractérise la texture de l'image, elle consiste à étudier le comportement conjoint de couple de pixels séparée spatialement par une translation donnée, cette

translation est obtenue par une distance d (généralement prise égale à un) et un angle ($\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ \text{ et } 135^\circ\}$). La matrice de cooccurrence est composée de $(Ng+1 \text{ lignes} \times Ng +1 \text{ colonne})$ tel que le Ng représente le niveau de gris maximal marqué dans l'image. La case i est remplie par le nombre d'occurrence de couple (i,j) en respectant la distance et l'angle choisi par Mr. CHELLI, dans son application, préfère de calculer quatre matrices de cooccurrence suivant les quatre directions prédites, pour chaque image, afin d'augmenter le nombre d'information utiles pour la classification. Plusieurs paramètres peuvent être calculés à partir de ces matrices de cooccurrences à savoir :

- **L'homogénéité H**

$$H = \frac{1}{N_C^2} \sum_a^{L-1} \sum_b^{L-1} (MC_t(a,b))^2 \quad (3.13)$$

- **La corrélation corr**

$$Corr = \frac{1}{N_C \cdot \sigma_x \cdot \sigma_y} \left| \sum_a \sum_b (a - m_x)(b - m_y) MC_t(a,b) \right| \quad (3.14)$$

Ce paramètre est une mesure des degrés de ressemblance entre les lignes de la matrice M . Il est élevé lorsque les valeurs sont uniformément distribuées dans M .

$$\text{Avec : } m_x = \frac{1}{N_C} \sum_a \sum_b a MC_t(a,b) \quad (3.15)$$

$$m_y = \frac{1}{N_C} \sum_a \sum_b b MC_t(a,b)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N_c} \sum_a \sum_b (a - m_x)^2 MC_t(a, b)$$

$$\sigma_y^2 = \frac{1}{N_c} \sum_a \sum_b (b - m_y)^2 MC_t(a, b)$$

où m_x est la moyenne pondérée des lignes de $MC_t(a, b)$, m_y est la moyenne pondérée des colonnes, σ_x , la variance des lignes et σ_y , la variance des colonnes.

- **L'Entropie**

$$ENT = - \sum_{i=1}^{n_g} \sum_{j=1}^{n_g} [m(i, j) \ln m(i, j)] \quad (3.16)$$

Ce paramètre est maximum quand tous les éléments de la matrice M sont égaux, et il est minimum quand ils sont distincts.

Dans cette expression, $1_{MC_t(a,b)} = \begin{cases} 1 & \text{si } MC_t(a,b) \neq 0 \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$

- **Le contraste CONT**

$$CONT = \frac{1}{N_c (L-1)^2} \sum_{k=0}^{L-1} k^2 \sum_{|a-b|=k} MC_t(a, b) \quad (3.17)$$

Ce paramètre mesure la quantité de variations locales présentes dans la région d'une graine.

- **L'homogénéité locale HL**

$$HL = \frac{1}{N_c} \sum_a \sum_b \frac{1}{1+(a+b)^2} MC_t(a,b) \quad (3.18)$$

- **La directivité**

$$Dir = \frac{1}{N_c} \sum_a MC_t(a,a) \quad (3.19)$$

La directivité est importante si la texture présente des pixels de même niveau de gris selon le vecteur de translation.

- **L'uniformité Unif**

$$Unif = \frac{1}{N_c^2} \sum_a MC_t^2(a,a) \quad (3.20)$$

L'uniformité est importante lorsque la texture présente un niveau de gris qui apparaît souvent selon le vecteur de translation.

Un exemple de valeurs obtenues est présenté au tableau 3.4.

Tableau 3.4 Valeurs des paramètres de texture

	H	Con	Ent	Corr	HL	Dir	Unif
Avoine	2979.5	35.07	-973.4	0,019	76.75	73.06	2947.8
Blé	3459.8	37.07	-227.5	0,019	77.34	74.6	3451.7
Lentille	3798.62	25.52	220.28	0,019	77.74	74.49	3776.7
Orge	2873.13	35.6	-107.76	0.019	77.8	74.68	2847.08

3.5.3.1. Réduction des paramètres en utilisant l'ACP

En appliquant l'ACP à l'ensemble de paramètres de texture, nous obtenons un exemple de la projection de la figure sur deux axes principaux :

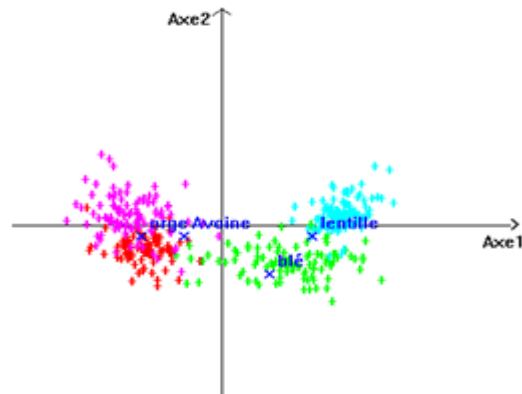


Fig.3.6 la projection des graines sur deux axes principaux

3.6. La classification

En reconnaissance de formes, plusieurs méthodes de classification ont été proposées et diffèrent selon le concept utilisé, leurs performances et leurs facultés à discerner des objets. Parmi celles qui sont les plus utilisées, on tire la méthode des k-means, non supervisée, utilisée durant cet expérimentation.

3.6.1. Méthodes de K-means

Étant donné un ensemble de points (x_1, x_2, \dots, x_n) , on cherche à partitionner les n points en k ensembles $\mathcal{S} = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ ($k \leq n$) en minimisant la distance entre les points à l'intérieur de chaque partition :

$$\text{Arg} \left(\min \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} \|x_j - \mu_i\| \right) \quad \text{Arg} \left(\min \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} \|x_j - \mu_i\| \right) \quad (3.21)$$

où μ_i est le centre de classe i des points dans l'ensemble S_i .

• Algorithme des K-means

L'algorithme de la méthode des "k-means" est donné à la figure 3.5. L'arrêt de cet algorithme lorsque deux itérations successives conduisent à une même partition ou lorsqu'on fixe un critère d'arrêt tel que le nombre maximal d'itération.

Etape -0- :

1- On choisit aléatoirement k individus parmi n individus composant l'ensemble S_i . Ces k centres notés $\{c_1^0, c_2^0, \dots, c_k^0\}$ sont provisoires.

2- Chaque individu i de S_i est affecté à une classe et une seule. Chacune de ces classes est localisée par son centre. La procédure d'affectation est la suivante : i est affecté à la classe notée p_l^0 de centre c_l^0 si et seulement si

$$d(i, c_l^0) \leq \{d(i, c_j)\} \text{ avec } l \in j \text{ et } j: 1 \rightarrow k. \quad (3-22)$$

Après avoir affecté tous les individus on obtient k classes notées $\{p_1^0, p_2^0, \dots, p_k^0\}$ de centres respectifs $\{c_1^0, c_2^0, \dots, c_k^0\}$.

Etape -1-

En considérant les k classes obtenues à l'étape -0-, on calcule ses centres de gravité. On obtient donc k nouveaux centres notés $\{c_1^1, c_2^1, \dots, c_k^1\}$.

On utilise la même règle d'affectation qu'à l'étape -0-, on obtient k nouvelles classes $\{p_1^1, p_2^1, \dots, p_k^1\}$ de centres respectifs $\{c_1^1, c_2^1, \dots, c_k^1\}$.

Etape -h-

On détermine k nouvelles classes en calculant les centres de gravité des classes obtenues à l'étape (h-1). La règle d'affectation reste la même qu'à l'étape précédente et on obtient par la suite une nouvelle typologie de l'ensemble S : $\{p_1^h, p_2^h, \dots, p_k^h\}$ de centres respectifs $\{c_1^h, c_2^h, \dots, c_k^h\}$.

Fig.3.6 Etapes de la méthode des K-means.

3.7. Reconnaissance

Pour la reconnaissance, il s'agit d'assigner les graines inconnues acquises par la caméra en temps réel à une classe par le calcul de distances entre le vecteur de paramètres de cette graine et les centres de gravité des quatre classes de graines. La graine est affectée à la classe correspondant à la distance la plus faible. Cette opération appliquée à 800 graines (200 de chaque type) a donné les résultats suivants :

Parmi les graines de tests de l'avoine, il y avait cinq graines reconnues comme orge, parmi celles de l'orge, neuf graines ont été identifiées comme avoine, dix graines de données test de blé ont été identifiées comme orge et huit comme avoine, quant à lentille elle a donnée un résultat parfait.

3.8. Evaluation de la reconnaissance

Le taux de la reconnaissance a permis d'évaluer les résultats expérimentaux. Il se calcule par la division de nombre de graines correctement reconnues sur le nombre total de données testées (tableau 3.5).

Tableau.3.5 Taux de reconnaissance

	Avoine	Blé	Lentille	orge
Taux de reconnaissance	97.5%	91%	100%	95.5%
Taux de reconnaissance global	96%			

Le taux de reconnaissance total est obtenu par la moyenne des taux de reconnaissance des quatre types de graines.

Ainsi, la reconnaissance parfaite des graines de lentille est due à la bonne discrimination de paramètres résultats de l'ACP. Les erreurs marquées sur les taux de reconnaissance des autres types de grains sont dues à la confusion entre quelques paramètres de forme couleur et texture ainsi aux centres de classes obtenues dans l'étape de la classification.

3.10. Conclusion

Nous avons exposé les détails théorique des différentes techniques exploitées dans le système de reconnaissance de forme ainsi les résultats expérimentaux, Nous arrivons à conclure que les lentilles qui se diffèrent en forme et en couleur des autres graines donne un résultat parfait. Nos interprétations ne peuvent pas être généralisées puisque, réellement, toutes les parties du système de reconnaissance de forme influent sur le résultat final de la reconnaissance.

Conclusion générale

Dans ce mémoire de Fin d'étude nous nous sommes intéressés à la reconnaissance de formes, plus particulièrement à l'identification des quatre types de graines de semences.

Ce modeste travail est constitué de deux parties essentielles : la partie théorique où on a donné des généralités sur la reconnaissance de forme, un état de l'art sur la reconnaissance de forme ainsi les détails des techniques utilisées pour la réalisation de cette expérimentation. La partie pratique où on a évalué les performances de processus de la reconnaissance de forme.

L'initialisation des centres des classes de l'algorithme K_means, automatique, a diminué le temps de reconnaissance ; de fait qu'on a rapproché des centres des classes finaux.

La qualité de la reconnaissance repose principalement sur la consistance des attributs et le bon choix des paramètres tels que le système d'éclairage, la méthode de segmentation et celle de la classification.

L'évaluation de performances des résultats par le taux de reconnaissance, a montré une reconnaissance parfaite de graine de lentille qui revient à la différence existante, en termes de paramètres, entre ce dernier et les autres graines mises en œuvre.

En conclusion, comme perspective envisagée, il est nécessaire de régler le problème d'éclairage et prendre des attributs invariants comme ceux de zirnik .

[1] Markus A. Stricker and M. Orenog . *Similarity of color images .In Ramesh C. Jain Wayne Niblack ,editor ,Proc . of Storage and Retrieval for Image Video Databases III, volume 2420, pages 381-392.SPIE,MARS 1995*

[2] Isabelle Bellin (31/05/2010) http://interstices.info/jcms/c_5952/histoire-du-traitement-dimages?part=2

[3] M .K. Hu. “*Visual pattern Recognition by Moment Invariant ‘*,*IRE transaction on Information Theory ,IT – 8 :179-187,1962*

[4] A. Jain, R. Duin, and J. Mao. “*Statistical pattern recognition: A review*”, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(1): 4-38, 2000.*

[5] Xuechuan Wang, “*Feature Extraction and Dimensionality Reduction in Pattern Recognition and Their Application in Speech Recognition ”*, Griffith University, November 2002

[6] Jean-Luc Olivès, “*Optimisation globale d’un système imageur à l’aide de critères de qualité visuelle*”, *Thèse de Doctorat, Ecole nationale supérieur de l’aéronautique et de l’espace, spécialité : Signale Image Parole, Septembre 1998.*

[7] J. W. Sammon, Jr. “*A non-linear mapping for data structure analysis*”. *IEEE Transactions on Computers, 18:401-409, 1969.*

[8] Christophe Saint-Jean, “*Classification paramétrique robuste partiellement supervisée en reconnaissance des formes*”, *Thèse de Doctorat, Université de la Rochelle, France, 2001.*

- [9] CHELLI Takfarinas , « *classification Automatique Multimodale :application à l'identification de graines en temps réel*» *Mémoire de magister en Automatique. UMMTO ,janvier 2011*
- [10] J.RACHEDI , « *reconnaissance et classification de phonèmes* »*Mémoire pour le Master Sciences et Technologie de l'UPMC ,Août 2005*

Résumé

La reconnaissance de formes est un ensemble de techniques et méthodes visant à identifier des motifs informatiques à partir de données consistantes.

Le processus de la reconnaissance de formes est souvent constitué des étapes suivantes : l'acquisition, le prétraitement qui améliore la qualité des images selon le besoin, la segmentation qui distingue entre les régions de l'image ou parfois détecte leurs contours, l'extraction des attributs caractérisant les images, la classification basée sur ces attributs et enfin la reconnaissance fondée sur les données d'apprentissage.

Notre travail consiste à évaluer les performances de processus de la reconnaissance de forme.

La qualité de la reconnaissance repose principalement sur la consistance des attributs et le bon choix des paramètres tels que le système d'éclairage, la méthode de segmentation et celle de la classification.

L'évaluation de performances des résultats par le taux de reconnaissance, a montré une reconnaissance parfaite de graine de lentille qui revient à la différence existante, en termes de paramètres, entre ce dernier et les autres graines mises en œuvre.

Mots clés : la reconnaissance de formes, le taux de reconnaissance, acquisition, le prétraitement, segmentation, classification.