

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMÈRI, TIZI-OUZOU



FACULTÉ DE GENIE ÉLECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DÉPARTEMENT AUTOMATIQUE

MEMOIRE DE MAGISTER

en Automatique

Option **Traitement d'Images et
Reconnaissance de Formes**

Présenté par

BOUKENDOUR Ouiza

Ingénieur UMMTO

CONTRIBUTION A L'AUTOMATISATION DE LA DETECTION ET DE LA RECONNAISSANCE DE POLLENS

Mémoire soutenu le : 20/01/2011

devant le jury d'examen composé de :

BENFDILA Arezki

DIAF Moussa

BEDDIAR Arifa

LAGHROUCHE Mourad

BENSIDHOUM Mohand-Outahar

Professeur à l'U.M.M.T.O.

Professeur à l'U.M.M.T.O.

Professeur à l'UBMA

M.C.A. à l'U.M.M.T.O.

M.C.B. à l'U.M.M.T.O.

Président

Rapporteur

Examinatrice

Examineur

Examineur

Avant propos

Le travail que nous présentons dans ce mémoire a été effectué au sein de laboratoire « Robotique et vision » du département automatique, Faculté de Génie Electrique et Informatique, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou.

J'exprime mes remerciements et ma gratitude à mon directeur de mémoire, Monsieur **DIAF Moussa**, professeur à l'Université Mouloud Mammeri, pour l'aide et le soutien et les conseils qu'il m'apportés tout au long de ce travail.

Nos vifs remerciements vont aussi à Monsieur **BENFDHILA Arezki** professeur à l'Université Mouloud Mammeri, pour avoir fait l'honneur de présider le jury de ce mémoire et l'intérêt qu'il a apporté à ce travail.

Nous tenons à remercier Monsieur **BENSIDDHOUM Mohand-outahar**, chef du département Automatique de l'université Mouloud Mammeri, pour avoir bien voulu faire partie de du jury de ce mémoire.

Monsieur **LAGHROUCHE Mourad**, maître de conférences classe A à l'Université Mouloud Mammeri a bien voulu participer au jury de ce mémoire, qu'il trouve, ici, l'expression de notre profonde gratitude pour l'intérêt qu'il a apporté à notre travail.

Nous tenons aussi à remercier vivement Mademoiselle **KROUCHI Fazia et M.BENGUENA**, maîtres assistants à la Faculté de des Sciences Agronomiques et Sciences Biologiques de l'UMMTO pour l'aide qu'ils nous ont apporté tout au long de notre travail. Nous ne manquerons pas de remercier **M. Mohammedi**, département de biologie, Faculté des Sciences de l'ingénieur, Université Boumerdés, pour l'aide qu'il nous a apportée.

Nous tenons à remercier également monsieur **Amirouche Saïd** responsable du Microscope électronique à balayage de l'université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou. Je remercie enfin tous les membres du laboratoire du département de biologie « Labo commun », pour l'aide qu'ils nous ont apportée.

Sommaire

Introduction générale

Chapitre 1 : Le pollen et ses caractéristiques

1. Introduction.....	4
2. Le pollen	5
2.1. Structure et fonction d'un grain de pollen.....	6
2.2. Morphologie des pollens	8
2.3. Utilité de grains de pollen et les différentes applications des pollen.....	9
3. Etat de l'Art.....	9
4. Conclusion.....	12

Chapitre 2: Principes et techniques de la reconnaissance de formes

1. Introduction.....	14
2. Domaines d'application de la reconnaissance de formes.....	14
3. Principe de la reconnaissance de forme.....	16
3.1. Acquisition de données.....	17
3.2 Prétraitement des images	17
3.3. Extraction des caractéristiques et réduction de paramètres.....	19
1. Paramètres de forme.....	19
2. Paramètres de texture.....	23
3. Paramètres de couleur.....	27
3.4. Réduction des paramètres	31
3.5 Classification et décision.....	33
1.La décision bayésienne	34
2.Les méthodes hiérarchiques.....	34
3.La classification par le k plus proches voisins	35
4.La méthode des k-means.....	35
3.conclusion.....	40

Chapitre 3 : Reconnaissance automatique de grains de pollen

1. Introduction.....	41
2. Acquisition des images.....	42
3. Prétraitement des images.....	44

3.1	Filtrage.....	44
3.2	Binarisation.....	44
3.3	Extraction de contour.....	46
4.	Calcul des paramètres	47
5.	Réduction des paramètres par l'ACP.....	54
6.	Classification Automatique et la décision.....	56
7.	Résultats	57
8.	Conclusion.....	64

Conclusion générale

Bibliographie

Introduction générale

L'œil humain est capable de reconnaître rapidement une multitude d'objets différents avec des variations de point de vue, d'illumination, de forme, de couleur et de texture même dans les contextes les plus inhabituels tout en notant l'apprentissage rapide pour reconnaître des objets que l'on voit pour la première fois. Pour équiper les machines de cette capacité sensorielle, l'homme n'arrête pas de progresser dans des découvertes théoriques et technologiques. C'est ainsi que plusieurs travaux ont été faits dans différents domaines d'applications en utilisant les techniques de traitement d'images et de la reconnaissance de formes que ce soit pour étudier des objets infiniment grands ou bien pour reconnaître et discriminer des objets infiniment petits. Par ailleurs, aux insuffisances de l'œil, pour détecter des détails de plus en plus fins, l'homme fait appel à la microscopie. C'est ainsi que la microscopie électronique à balayage a permis, du fait de sa profondeur de champ, l'observation du relief d'échantillons massifs. Parmi les objets observés sous microscope, les grains de pollen pour découvrir leurs traits les plus fins, leur relief et leurs ornements de leur surface, leurs pores, leurs sillons etc. L'observation, l'analyse et l'identification des grains de pollen sous microscope reste une opération manuelle fastidieuse et prenant beaucoup de temps. Son automatisation est nécessaire alors que la détection et la reconnaissance de grains de pollen est en plein développement et les domaines d'applications sont nombreux.

C'est ainsi que dans le cadre de ce mémoire, nous nous sommes fixés comme objectif, une contribution à la reconnaissance automatique de grains de pollen. Dans nos expériences, six espèces de pollen ont été étudiées. Un logiciel d'identification automatique de ces grains de pollen a été développé indépendamment de ces six espèces. Il peut s'appliquer à tout autre espèce de pollen.

Ainsi, dans le premier chapitre de ce mémoire, une présentation du pollen en termes de fonction, de structure, de morphologie et un exposé sur l'état de l'art sur l'identification du pollen s'avèrent nécessaires.

Dans le second chapitre, nous présentons un bref rappel sur le principe de la reconnaissance de formes reprenant les différentes étapes qui la constituent à savoir, l'acquisition des images de pollen et les prétraitements requis, les paramètres caractérisant les grains de pollen, la réduction et normalisation des ces paramètres et la classification automatique suivie de la phase de décision.

Dans le troisième chapitre, il s'agit de l'application proprement dite. Elle est dédiée à la reconnaissance automatique de six espèces de grains de pollen. Les approches utilisées, l'une basée sur les paramètres de formes, l'autre sur les paramètres de texture et leur combinaison, ont été développées et testées sur six espèces de grains de pollen. Les résultats obtenus sont analysés et commentés.

Ce travail est terminé par une conclusion générale et des perspectives en vue de son amélioration.

Chapitre 1

Le pollen et ses caractéristiques

1. Introduction

La détection et la reconnaissance automatique de grains de pollen est en plein développement tant les nombreuses applications s'y afférant relèvent des grandes questions soulevées actuellement dans le cadre épidémiologique, environnemental, économique etc. En effet, parmi ces applications, l'étude rétrospective des pollens fossiles, en tant qu'indices, permet de reconstituer les paléoenvironnements et paléoclimats d'un passé ainsi que l'évolution des stocks de carbone sur notre planète au cours du première quaternaire [1]. Pour ce faire, il est nécessaire que des pollens aient été conservés en quantité et qualité significatives pour les périodes considérées. En aéro-palynologie [2], il s'agit d'analyser la présence dans l'air de différents types de pollens dans un objectif médical pour aider les personnes souffrant d'allergies dues à la pollution de l'air par le pollen et en agronomie, pour l'étude de la pollinisation et, particulièrement, pour surveiller l'incontrôlable et inévitable contamination des plantes traditionnelles par des variétés de plantes transgéniques [3]. Quant à la méliissopalynologie, elle consiste en l'analyse pollinique d'un miel pour déterminer sa pureté ou son origine florale et géographique [4]. Cette analyse

est basée sur l'identification des grains de pollen observés dans le miel sur la base de caractéristiques morphologiques en comparaison avec celles de grains connus qui constituent la base de références [5]. Différents autres travaux d'importance sur le pollen ont été réalisés [6] [7]. Cependant, les méthodes utilisées sont manuelles, nécessitent beaucoup de documents parfois peu exploitables à cause de leur mauvaise qualité et exigent des opérateurs experts qui sont appelés à identifier le pollen à l'œil nu sur les plaques de microscope. En effet, les références sont présentées sous forme de microphotographies sur papier ou numérisées. Ces opérations sont difficiles, coûteuses, contraignantes et prennent beaucoup de temps. Ainsi, leur automatisation se révèle utile. Avant de procéder, dans les prochains chapitres, à cette opération d'identification automatique, nous pensons que la présentation de cette « substance », objet de notre étude, s'avère nécessaire. Ceci constitue l'objet de la section 2. Les caractéristiques de formes et l'architecture de la membrane externe des grains de pollen sont présentées en section 3. Un état de l'art sur l'identification du pollen est présenté dans la section 4.

2. Le pollen

Notons d'abord que le mot pollen dérive du latin et signifie "fine farine", terme employé, pour la première fois, par le docteur allemand Valerius Cordus (1515-1544) qui avait observé dans la fleur de lis cette espèce de "poussières" retrouvée, par la suite, dans d'autres fleurs [8]. Après l'invention du microscope, au 17^{ième} siècle, cette "poussière" a été décrite par Grew et Malpighi qui ont effectué les premières descriptions des grains polliniques [9].

Le pollen est, en fait, l'élément sexuel mâle de la fécondation chez les plantes phanérogames ou plantes dont les organes de fructification portent des fleurs au cours d'une saison et à un moment donné de leur développement et se reproduisant par graines.

Pour la fécondation, le grain de pollen est déposé par des agents extérieurs comme le vent et les insectes sur le stigmate du pistil ou organe femelle des

plantes à fleurs et il émet alors un tube pollinique qui va aller jusqu'à l'ovule. L'abeille, grand agent de cette pollinisation, en passant de fleur en fleur, dépose des grains de pollen sur le pistil d'une autre fleur. Nous rappelons que dans certains pays comme aux USA, l'abeille est très utilisée pour la pollinisation d'arbres fruitiers comme l'amandier. En effet, sur le plan économique, cette procédure apporte une valeur 12 à 15 fois supérieure à celles du miel [10]. Notons que la récolte du pollen par l'abeille ouvrière qui va de fleur en fleur butiner le nectar, permet la fécondation des organes femelles des fleurs grâce à l'adaptation spécifique de ses pattes postérieures. En effet, l'abeille utilise la brosse à pollen située sur la face interne du métatarse pour récupérer le pollen dispersé sur son corps, puis le pousse et le tasse dans la corbeille à pollen située sur la face externe du tibia de la patte opposée. Un poil unique dans la corbeille sert de mât qui maintient la pelote de pollen. Une pelote pèse environ 6 milligrammes et l'abeille en transporte deux. Dans la ruche, le pollen est placé dans des alvéoles, avec la tête, par d'autres ouvrières.

Le pollen est parfois récolté par les apiculteurs à l'entrée des ruches. De petites trappes permettent de récupérer 10 % du pollen présent sur les pattes des abeilles. Ces pelotes produites par les abeilles sont généralement composées du pollen de plusieurs fleurs.

2.1. Structure d'un grain de pollen et sa fonction

Un grain de pollen est une cellule vivante sexuée, mâle, entourée de deux couches protectrices, l'intine et l'exine (fig.1). Sa fonction principale est la reproduction. Cette dernière est le transport du pollen de l'élément mâle, l'étamine, vers l'élément femelle de la fleur, le pistil (fig.2). Lorsque le pollen féconde les ovules, ces derniers se transforment en graines et le pistil devient un fruit [11].

Le pollen est un élément de taille très petite. A l'œil nu, on ne distingue qu'une poussière colorée. Si le microscope optique rend compte de sa forme et de son aspect général, le microscope électronique à balayage met en évidence l'ornementation des grains et son observation est plus détaillée.

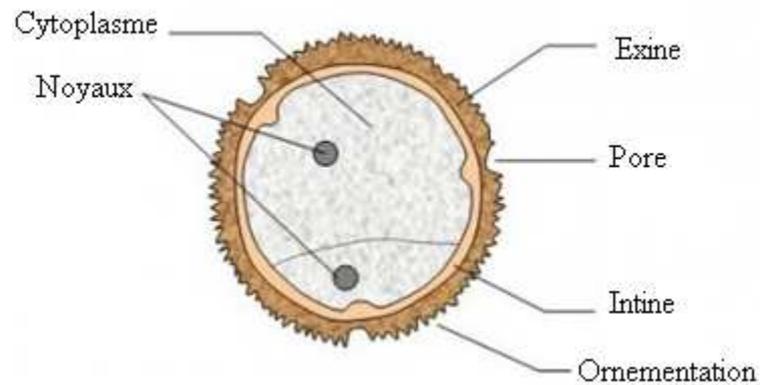
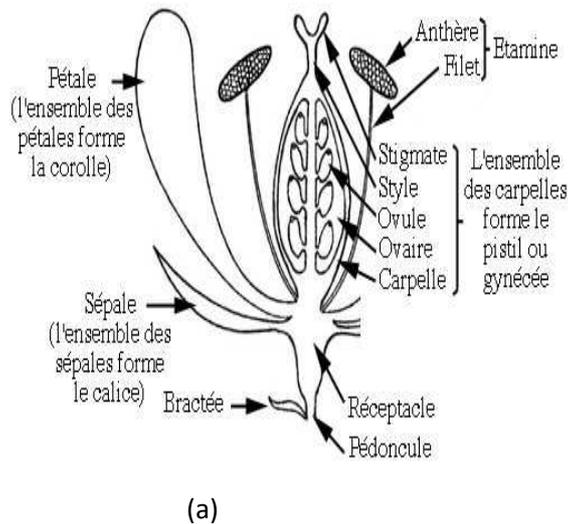
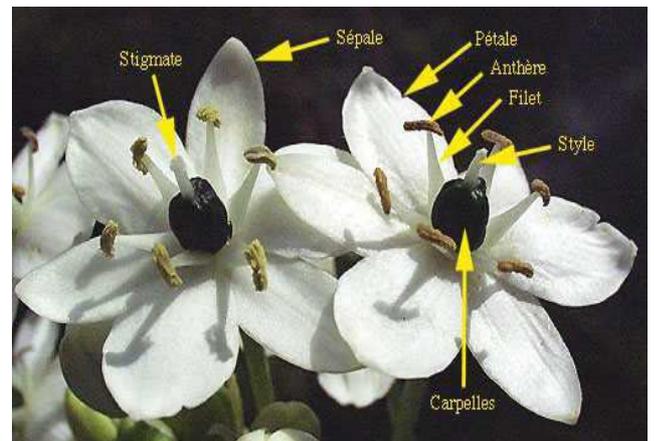


Fig.1 Structure schématique d'un pollen [12]



(a)



(b)

Fig.1 a)-Schéma d'une fleur, b)- Différentes parties d'une fleur [13]

La taille d'un grain de pollen varie de 2,5 μm chez le *Myosotis* à 200 μm chez certaines *Cucurbitacées*, comme la Courge. Chez certaines personnes, le pollen peut provoquer des réactions allergiques graves se manifestant par le rhume des foins ou un asthme pollinique. Chez les Algues, les Champignons, les Mousses, les Prêles et les Fougères, on parlera de spores. Pour les pollens d'origine inconnue, il faut se référer à une *palynothèque* [14].

2.2. Morphologie des pollens

La morphologie du grain de pollen est caractéristique de chaque espèce. L'identification des grains de pollen repose sur la taille, la forme, le nombre et la forme des ouvertures (pores et sillons) et l'architecture extrêmement variée de la membrane externe (exine) (fig.2). L'analyse au microscope photonique (grossissement jusqu'à 1000 fois) ne permet pas toujours de réaliser des déterminations au niveau de l'espèce.

Les pollens sont caractérisés par les scientifiques selon divers critères [15]:

- La symétrie : selon deux plans (polaire ou équatorial) on distingue des symétries isopolaires ou hétéropolaires
 - La forme circulaire, triangulaire, hexagonale etc.
 - La taille variant de 2.5 à 300 microns toutes les tailles existent, la plupart se situant entre 30 et 40 microns.
- Les ouvertures : pore ou sillon ou association des deux ou encore absence d'ouvertures comme le mélèze par exemple, Le nombre d'ouvertures varie selon les espèces.
 - L'ornementation de l'exine : L'exine présente fréquemment des figures géométriques ou des traits qui permettent généralement une bonne identification elle s'observe à X1000. Citons quelques cas typiques (fig.3)[16]

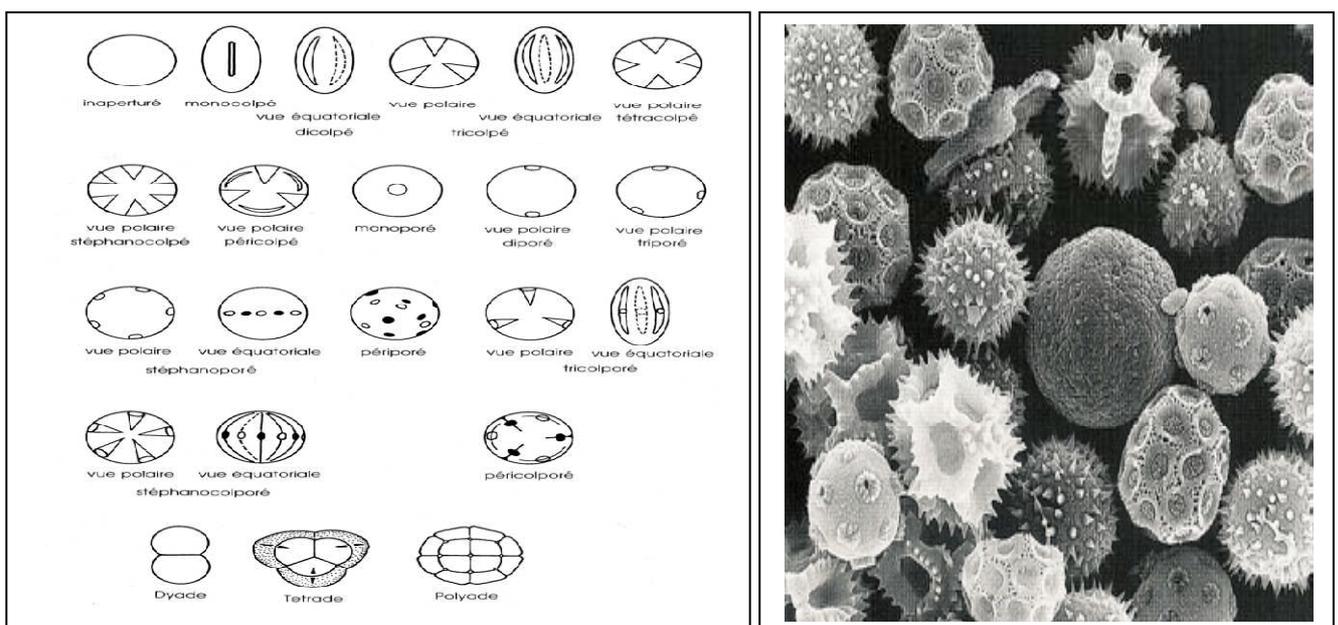


Fig.3 Quelques types de grains de pollens

- *Exine lisse* (bourdaine)
- *Exine fovéolée* (tilleul). Nombreuses petites dépressions.
- *Exine striée* (fruitiers genre prunus). Style empreinte digitale.
- *Exine ponctuée* (campanule). Nombreux petits points noirs.
- *Exine baculée* (gui). Eléments de sculpture plus hauts que larges.
- *Exine échinulée* (verge d'or). Eléments de sculpture pointus.

La paroi du grain de pollen comprend plusieurs couches. La couche externe, l'exine, est composée d'une substance très résistante appelée sporopollenine qui permet de résister aux dégradations chimiques et biologiques, et d'être ainsi diffusé dans l'environnement sans être abîmé.

2.3. Utilité de grains de pollen et les différentes applications des pollens

La palynologie apporte des éléments utiles dans les études de systématique végétale, en Archéologie.

→ La paléopalynologie est l'étude des pollens fossiles, L'étude des pollens fossiles est particulièrement intéressante pour connaître les cortèges floristiques du passé. Ceux-ci fournissent des renseignements sur les conditions paléoclimatiques qui ont régné à une époque déterminée et permet de donner des informations Sur le climat, la végétation et l'évolution des stocks de carbone sur notre planète au cours de première quaternaire.

→ L'aéro-palynologie, qui consiste à analyser la présence dans l'air de différents types de pollens a des applications en médecine (pathologies allergiques) et en agronomie (pollinisation).

→ La méliissopalynologie est La science, qui se propose de déterminer l'origine florale des miels.

3. Etat de l'Art

L'identification et reconnaissance du pollen sont un moyen important pour comprendre les processus dans l'agriculture, le forestier, la médecine

et l'écologie. Les premiers travaux d'importance ont été réalisés par le professeur Wodehouse [17] et publiés en 1929, puis par le professeur Jean LOUVEAUX [18] qui les a publiés en 1970, suivi par Rex SAWYER, un anglais, qui a, lui, publié deux livres l'un sur l'identification des pollens utilisés par l'abeille [19] et l'autre sur l'analyse pollinique des miels en 1981. Les méthodes s'avèrent difficiles et coûteuses car elles sont manuelles, exigent des opérateurs experts, et demandent beaucoup de temps pour leur exécution. La majorité des travaux relevant de la reconnaissance du pollen est faite à l'œil nu au microscope. Bien que ce genre d'application soit beaucoup utilisé dans différents domaines comme cité en haut, Les chercheurs essaient de développer un système automatique complet qui fait la reconnaissance automatique des grains de pollen avec les techniques de traitement d'images microscopique et les techniques de reconnaissance de forme. Mais ils n'ont pas encore abouti à un résultat satisfaisant.

Plusieurs chercheurs ont, ensuite, collaboré dans ces travaux avec différentes méthodes, entre autres, ceux de Langford et Treloar. Ces travaux se sont basés sur l'analyse basé d'abord seulement sur l'analyse de la texture et ensuite, sur la forme et la texture [20]. Pour améliorer le taux de reconnaissance, Longford a utilisé des réseaux de neurone [21]. De son côté, dans le même objectif, Treloar a utilisé des images de pollen et un classifieur statistique [22]. Lippmann [23] [24], Hinton ont procédé à la classification pour identifier les espèces suivantes : *Pritchardia minor*, *Passiflora quadrangularis*, et *wellPseudoelephantopus spicata*. Il sera de même pour Treloar qui n'a pas abouti à une bonne classification les quatre espèces suivantes : le *Canthium barbatum*, *Macaranga gra effeana*, *funga spores*, et *Xylosma suaveolens*., Treloar a utilisé des images microscopiques prises à l'aide d'un microscope optique [25] En 1994. Il a identifié 13 espèces de pollen de la Nouvelle-Zélande mais le taux de classification est limité car la qualité des images SEM (Microscope Electronique à Balayage) est meilleur que celles des images LM (Light Microscope). Tomczaka conçu un système qui permet de calculer la meilleure position se focalisant pour un échantillon donné d'un nombre restreint de positions de mesure en temps réel [26],

1998 Une fois l'image focalisée, le deuxième problème était la détection des grains de pollen dans la scène. P. Bonton et al. [27] ont procédé à la segmentation de l'image du grain de pollen en utilisant des techniques de seuillage basées sur l'histogramme de couleur et quelques opérations morphologiques. En 2001, quelques mesures globales sont alors calculées sur le grain. Ces mesures sont les paramètres classiques d'identification de modèle, comme la couleur moyenne, la taille, le périmètre, la compacité, l'excentricité, les moments d'inertie, etc. Ceci a été déjà employé dans d'autres applications telles que la différenciation fongique des spores [28].

Dans le domaine de l'environnement et de la santé, un projet conçu et réalisé par une équipe pluridisciplinaire des domaines des systèmes à base de connaissances et du génie logiciel vers la fin de l'année 1996. Il s'agit du projet «Orion» qui s'intéresse aux recherches sur les systèmes intelligents réutilisables et sur la vision cognitive, en particulier à l'automatisation de la détection et de la reconnaissance de pollens anémophiles, ce qui permettra de traiter des données beaucoup plus nombreuses et dans des délais plus courts que ce qui a été réalisé manuellement par les analystes en palynologie. Pour cela, les chercheurs ont mis en œuvre des méthodes de reconnaissance d'objets complexes faisant appel au traitement d'images à la reconnaissance de formes et aux systèmes à base de connaissances [29][30]. Deux directions principales ont été étudiées : le comptage de tous les grains de pollen présents sur une lame dans le but d'avoir un compte global de la quantité de pollens et la reconnaissance individuelle de chaque grain pour avoir une quantité précise pour chaque type de pollen. En ce qui concerne l'estimation globale de la quantité de pollen, son automatisation a commencé à être étudiée en utilisant des techniques de traitement d'images. L'équipe du projet Orion a travaillé en collaboration avec les palynologues et le service de pneumologie du CHU de Nice et ils ont mené une étude de faisabilité sur ce sujet montrant la nécessité de travailler en 3D en 1997 [31]. Le projet européen ASTHMA avait pour but de prévoir et de fournir des informations sur la qualité de l'air pour les personnes sensibles aux aéroallergènes (pollens et autres poussières présents dans l'air) en 1998 [32]. Régis

TOMZACK a aussi publié un travail sur l'automatisation de la mesure des taux de pollens dans l'air en 1999 [33]. Dans la même année, de leur côté, Li et Flenley ont identifié les textures des grains de pollen en utilisant les réseaux de neurone 1999[34].

Plusieurs autres projets ont été réalisés sur les techniques de la reconnaissance automatique de grains de pollen dans l'air avec les techniques de reconnaissance dans l'image. Un projet en Australie, un autre en Italie en collaboration avec la France et l'Espagne ont été lancés en 2001. Les résultats de ces deux projets ont été présentés au «2ème Séminaire en Aérobiologie» à Vienne. Dans la même année, P. Bonton, A. Boucher, et *al.* ont aussi étudié l'automatisation de la mesure de taux du pollen dans l'air en [35].] Y. Zhang, D. W. Fountain ont développés un algorithme de reconnaissance des grains du pollen sur une base de données contenant 350 images et ils ont réalisé un système semi-automatique pour la reconnaissance automatique du grain du pollen en utilisant les filtres du gabor [36][37] en 2003. Les grains du pollen sont observés avec un microscope optique. Des paramètres qui pertinents pour la discrimination des grains ont été sur les pores pour le *Poaceae*, les reticules pour l'*Olea* et le cytoplasm pour le *Cupressaceae*. Le taux de reconnaissance a atteint 70%. O. Ronneberger, E.Schultz, H.Burkhardt ont procédé à la reconnaissance des grains du pollen de 26 espèces en utilisant des images prises avec le microscope en fluorescence en utilisant la méthode SVM. Ils ont atteint un taux de reconnaissance e 92 % [38].

Pour trouver les pollens fossiles dans de différentes régions sur la planète, comme par exemple sans les montagnes du la Bulgari, plusieurs travaux ont été réalisés comme est montré dans les travaux de S. Tonkov, E. Marinova en 2004 [39]. Un groupe de recherche de l'Université Massey de la Nouvelle Zélande ont mené un travail pour l'automatisation de l'analyse du pollen en utilisant un microscope [40]. B.M.H. Larson, S.C.H.. Barrett ont fait une analyse comparative pour trouver la relation entre l'histoire de l'écologie et quelque espèces de plantes parmi 224 espèces entomophiles qui se trouve dans une région de Canada. Récemment un travail de F. Gunes et B. Aytug

pour voir les différents pollens qui se trouve dans la région Marmara-Méditerranéen en Turquie ont été publiés. A. Gambarelli et *al.* ont réalisé un système expert à base de connaissance qui effectue l'identification de grains de pollen sur une très large base de données. Cependant ce système peut aussi reconnaître d'autres objets biologiques tels que les spores et les bactéries. P.Allen et *al.* ont travaillé sur la réalisation d'un système peu coûteux, pour l'identification et le comptage du pollen pour identifier le type du miel, et l'endroit d'origine du miel qui peut être indiqué par les pollens trouvés dans le miel en 2006. Ils ont utilisé la méthode de SVM. Le taux de reconnaissance déclaré était de 92% pour 26 espèces étudiées.

4. Conclusion

Nous avons présenter un vaste panorama des travaux proposées dans le cadre de l'automatisation de l'identification de grains du pollen dans de différents domaines, que ce soit en biologie, en médecine, en agronomie, en archéologie ou environnement. Nous pouvons constater que pour caractériser ces grains, la majorité de ces travaux d'analyse se sont limités, essentiellement, aux mesures géométriques comme le facteur de forme, l'allongement, le périmètre, la surface (information 2d) etc. Quelques uns ont utilisé la texture pour discriminer les grains du pollen. Récemment ils ont essayé d'utilisé l'information 3D pour améliorer le taux de reconnaissance. Actuellement, plusieurs recherches s'étendent de plus en plus vers d'autres applications qui permettent de reconnaître un grand nombre d'espèces on utilisant toujours les techniques de traitement d'images et de reconnaissance de formes. En Algérie l'identification s'effectue encore manuellement. Notre objectif c'est de contribuer à l'automatisation complète de cette opération.

Chapitre 2

Techniques de la reconnaissance de forme

1. Introduction

La reconnaissance des formes est un outil très puissant qui a, entre autre, la capacité d'apprentissage. 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 cette forme autrement dit, reconnaître une forme, c'est doter une machine de la capacité d'assigner un nom à cette forme à partir des informations descriptives qui lui ont été fournies par l'environnement. On considère que c'est une branche de l'intelligence artificielle qui fait appel aux techniques d'apprentissage automatique et diverses techniques mathématiques [41].

2. Domaines d'application de la reconnaissance de formes

En donnant à la machine la possibilité de voir, l'homme a certainement franchi un pas important dans l'automatisation de ses tâches quotidiennes. Les progrès techniques, tant au niveau des caméras que des systèmes informatiques de traitement des images numériques, ont permis

un élargissement considérable du champ d'application de ce qu'il est convenu d'appeler la vision artificielle [42]. La vision comprend le traitement, l'analyse et l'interprétation des images. Les applications sont très nombreuses. On peut citer la sûreté avec les empreintes digitales, la médecine avec l'analyse d'images de radiographie, d'échographie ou IRM, la vision sous-marine, secteurs industriels, le secteur industriel où des machines de vision sont couramment utilisées pour l'inspection et le contrôle de qualité, le tri automatique, la lecture automatique [43][44] etc. La reconnaissance automatique de la parole est un autre domaine qui a captivé le public ainsi que de nombreux chercheurs, depuis trente ans. Les systèmes de reconnaissance automatique de la parole (SRAP) ont pour objectif de transcrire un message oral en texte. Les principales applications sont la transcription automatique, l'indexation de documents multimédias, le codage acoustico-phonétique et le dialogue homme-machine [45]. Parmi les applications les plus courantes, la dictée automatique, la commande vocale, la traduction en temps réel de langues étrangères [46]. Un autre domaine très important utilisant la reconnaissance de formes est la biométrie qui est une discipline adoptée pour la reconnaissance et la vérification de l'identité sur un dispositif portable. Ces dernières années, on a opté pour la reconnaissance de visage pour sa faible invasivité et sa simplicité, du moins, du point de vue de l'utilisateur. Dans le domaine de la sécurité, des biens ou des personnes, une protection appropriée est nécessaire. On peut ainsi considérer l'utilisation de caméras et un opérateur pour contrôler l'image enregistrée, qui reste encore l'un des meilleurs moyens de surveillance [47]. La reconnaissance et l'analyse de documents anciens qui consiste en plusieurs types de documents comme les documents médiévaux, les documents plus modernes et des documents manuscrits qui se caractérisent par des présentations et écritures très variées [48]. Ces applications nécessitent une adaptation importante des unités de calcul et une spécialisation du matériel d'acquisition des données à traiter. Cependant, vu l'évolution des ordinateurs et l'avènement des machines plus performantes avec de capacité de stockage assez importante, il n'est

plus indispensable de disposer de configuration matériel informatique lourde pour réaliser de telles applications. En biologie marine, certaines bactéries prennent une forme hexagonale en présence de toxines particulières. En couplant le microscope avec un ordinateur, on peut mettre en place une méthode de recherche de motifs hexagonaux dans une image de ces bactéries [49]. En sécurité routière, la reconnaissance des bords de voie de circulation permet de localiser un véhicule sur sa voie de circulation en détectant les bords de cette voie dans les images [50].

3. Principe de la reconnaissance de forme

La tâche principale d'un algorithme de reconnaissance de forme est d'identifier un objet se trouvant sur une image [51]. En pratique, l'objet à reconnaître est comparé avec les objets de la base de données. L'objet qui est le plus proche de l'image de départ est considéré comme l'objet reconnu (fig.1) [52].

- localisation de l'objet et acquisition de son image à l'aide du capteur approprié dont le manque de qualité nécessiterait un prétraitement de cette image,
- représentation des informations acquises et extraction de primitives ou de paramètres pertinents et leur réduction pour rendre les données plus classifiables,
- partitionnement de l'espace de représentation en différentes classes et élaboration d'un dictionnaire de référence
- classement ou décision qui constitue la phase finale et qui permet de situer la forme captée dans la classe appropriée.

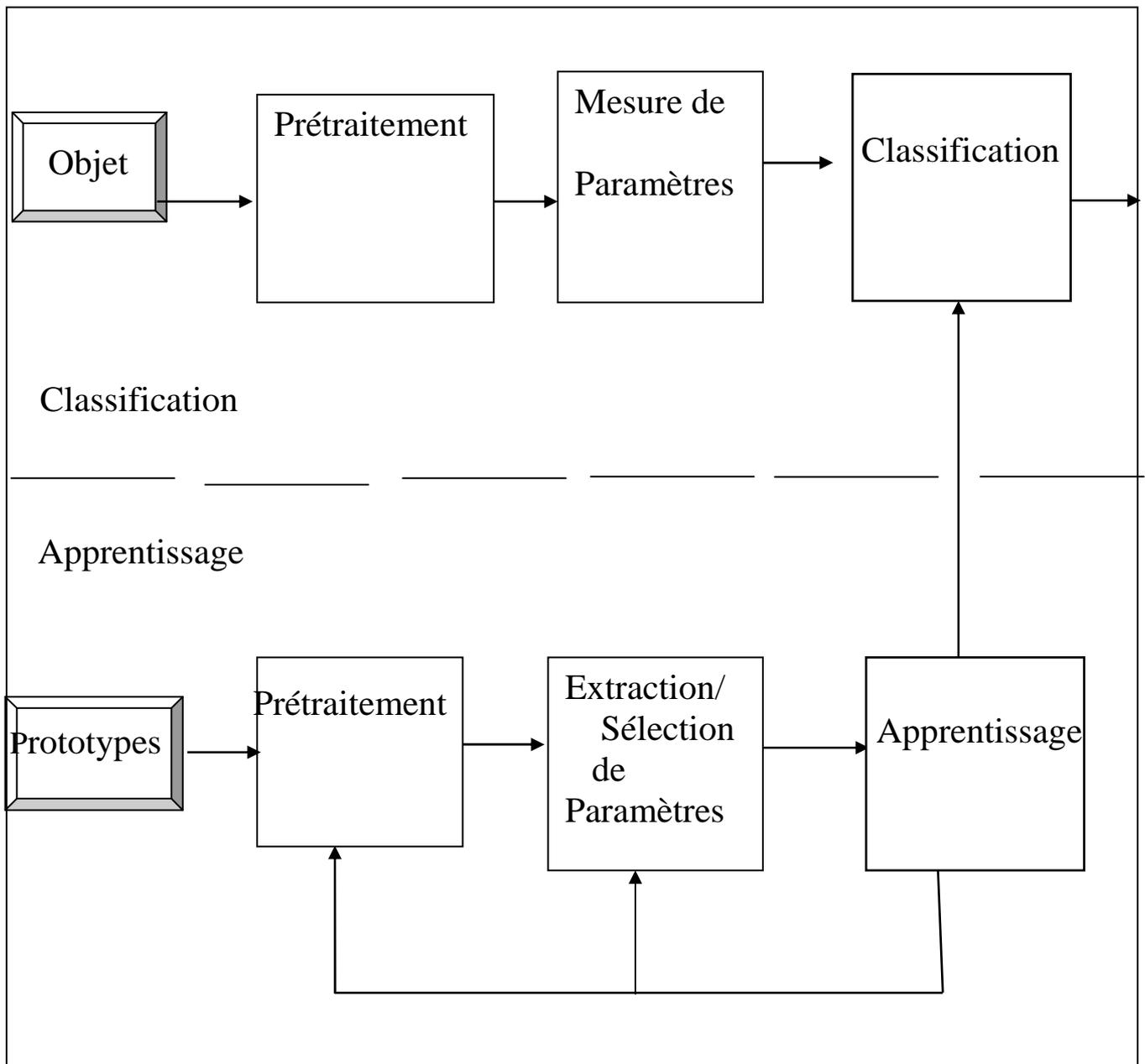


Fig. 2.2. Modélisation d'un système de reconnaissance de formes

3.1. Acquisition de données

Le but de l'acquisition d'images est de convertir une vue du monde réel en une image numérique. Dans une application, les images acquises peuvent être de type et de nature différente et présentées en niveaux de gris, en couleur ou texturées. L'acquisition se fait à l'aide de différents moyens. Les caméras CCD sont les plus utilisées. Le stockage se fait suivants plusieurs formats tels que le .BMP, .TIF, .GIF, .TIFF, .PNG et .JPEG etc. Lors de cette acquisition, le problème de l'éclairage est toujours posé et cela dépend d'un certain nombre de paramètres liés à l'angle d'éclairage, le nombre de sources lumineuses utilisées, leur géométrie, la position du capteur par rapport à l'objet observé et aux sources lumineuses, mais également la nature physique de l'objet. La qualité de l'image dépend aussi de la caméra utilisée. En effet, une caméra, comme tout dispositif de mesure d'un phénomène physique, fournit une mesure bruitée. Pour acquérir l'image en mémoire de l'ordinateur, une carte d'acquisition est nécessaire. Pour être fonctionnelle, cette carte est accompagnée d'un logiciel qui permet la visualisation et le traitement de l'image. L'autre moyen d'acquisition d'images est le Microscopie Electronique et particulièrement à Balayage (MEB). Dans un MEB, chaque pixel de l'image est une représentation en niveaux de gris.

3.2 Prétraitement des images

Pour préparer les données reçues du capteur à la phase suivante, un prétraitement est nécessaire pour éliminer tout bruit présent dans l'image. Il s'agit de corriger d'éventuelles erreurs etc. sans, toutefois, altérer l'information et les propriétés essentielles de cette image. Parmi les opérations de prétraitement qui sont utilisées dans notre travail, on peut citer les manipulations d'intensité ou opérations ponctuelles qui modifient ponctuellement les valeurs de niveaux de gris des pixels, les opérations localisées ou sur voisinages pour lesquelles la nouvelle valeur du pixel est obtenue à partir des valeurs de ses points voisins. Ces traitements locaux se décomposent souvent en traitements élémentaires plus simples où chaque point de l'image est remplacé par une combinaison linéaire de ses

points voisins. Le voisinage est défini par une matrice M (masque contenant les coefficients de la combinaison) et l'image est désignée par la matrice I . On effectue, pour tous les pixels (x,y) de I , la transformation \otimes tel que :

$$I(x,y) \otimes M = \sum_{\delta_x} \sum_{\delta_y} M(\delta_x, \delta_y) XI(y + \delta_y, x + \delta_x) \quad (1)$$

où δ_x, δ_y sont les dimensions du masque M . Il est alors possible d'obtenir la plupart des traitements locaux par application d'un ou de plusieurs masques. Les résultats de l'application de chacun des masques peuvent faire l'objet de traitements arithmétiques ou logiques. On peut aussi utiliser les opérations globales telles que, contrairement aux opérations locales, l'étendue de la transformation est toute image pour chaque pixel. Notons que les méthodes de filtrage fréquentiel sont des transformations globales. Dans notre application, nous utilisons des méthodes de prétraitement citées ci-dessus parmi lesquelles, le filtre médian, comme nous le verrons dans le prochain chapitre. Parmi les autres traitements, nous mentionnerons l'opération de binarisation qui consiste à convertir une image en niveau de gris en une image binaire. Cette opération sera utilisée comme moyen simple d'extraction un objet de son fond. L'autre difficulté majeure du problème de la reconnaissance d'objets est due aux variations des objets d'une même catégorie en termes :

- d'*illumination*, car, en fonction de changements de l'environnement et des conditions d'acquisition d'une image, un objet peut subir des variations d'illumination importantes. En effet, les objets dans les images des scènes naturelles sont très sensibles aux variations d'illumination qui modifient les couleurs et les valeurs radiométriques des objets,
- d'*occlusions* car dans une image, les objets peuvent être partiellement cachés par d'autres objets ou par leurs propres composants,
- de variations d'échelle car les objets d'une même catégorie peuvent avoir des tailles physiques différentes,

- de *déformations* puisque la pluparts des objets réels n'ont pas une forme rigide. Les objets articulés subissent généralement des déformations linéaires et non-linéaires de leurs composants,
- de la *complexité* du fond car sur un fond complexe il est difficile de distinguer les régions appartenant à l'objet et au fond,
- de la *variabilité* des objets de la même classe qui peuvent avoir des apparences très variables, même quand on se limite aux catégories à un niveau élémentaire.

L'un des objectifs des méthodes de reconnaissance de formes est de sélectionner les paramètres caractéristiques des objets qui soient invariants aux variations citées ci-dessus.

3.3. Extraction des caractéristiques et réduction de paramètres

En reconnaissance de formes, la phase de caractérisation de formes est importante. Cependant, il est parfois difficile de trouver les bonnes caractéristiques permettent aux classifieurs de reconnaître, sans erreur, les différentes classes d'objets. Ces caractéristiques discriminantes doivent aussi être invariantes à certaines transformations. Ainsi, chaque objet O_i , $i=1, 2, 3, \dots, n$ est représenté par m paramètres qui le caractérisent l'on obtient un tableau de données de dimension $m.n$ (tableau 1).

Tableau.2.1 Tableau Individu/Caractère

Caractère Individu	X_1	X_2	X_i	X_m
X_1	X_{11}	X_{12}	X_{1j}	X_{1m}
X_2	X_{21}	X_{22}	X_{2j}	X_{2m}
.
.
.
X_i	X_{i1}	X_{i2}	X_{ij}	X_{im}
.
.
.
X_n	X_{n1}	X_{n2}	X_{nj}	X_{nm}

Ainsi, de l'image de l'objet, on extrait différents types de paramètres de formes, de couleur ou de texture.

- *Paramètres de forme*

Pour réaliser cette étape, la caractérisation, sur l'aspect géométrique, de l'objet très utilisée [53], [54]. Ainsi, différents indices et de mesures sont employés pour apporter des renseignements chiffrés sur la forme de l'objet. Souvent, ces indices ou paramètres doivent avoir les propriétés être invariance par homothétie et par translation. Il existe plusieurs types de descripteurs de formes en 2D et en 3D tels que le périmètre, la surface, le volume(3D), le diamètre, la distance (euclidienne) entre les deux points les plus éloignés de la forme, le diamètre géodésique, la distance euclidienne entre le barycentre et la frontière de la forme, plus grande distance géodésique entre le barycentre et la frontière de la forme, le plan principal et sa surface, les distances entre le centroïde et le contour. D'autres paramètres tel que le rapport iso-périmétrique ou compacité qui est proportionnel au rapport du carré du périmètre de l'objet à sa surface. il existe aussi d'autres descripteurs comme Les descripteurs de circularité, d'allongement, de compacité et de rectangularité. Les descripteurs déjà cités sont efficaces pour des formes faiblement non-convexes ou des primitives géométriques. Par contre ces indices ne sont pas pertinents pour des formes fortement non-convexes de type pieuvre ou serpent. Dans ce cas, il faut calculer la concavité périmétrique, concavité surfacique, variance circulaire, courbure, nombre de Branches, nombre de trous etc. [55]. L'autre approche est basée sur la détermination de la signature polaire qui est la courbe $\rho(\theta)$ représentant la distance du centre de gravité G du contour de l'image à un point de ce contour en fonction de l'angle θ . Le point de départ pour cet angle peut être fixé comme étant le point au plus éloigné de G (fig.2).

$$\theta_i = \text{Arctg}\left(\frac{y_i - y_G}{x_i - x_G}\right) \quad (2)$$

et

$$\rho(\theta_i) = \sqrt{(x_i - x_G)^2 + (y_i - y_G)^2} \quad (3)$$

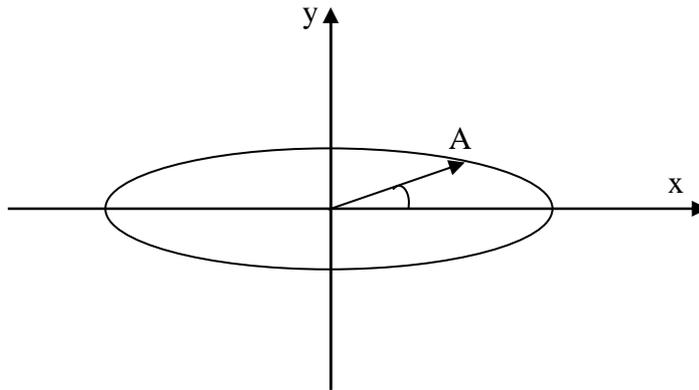


Fig.2 Calcul de la signature polaire

Pour identifier un élément inconnu à partir de son image, on utilise cette notion de signature polaire moyenne de chacune des classes formées. On rappelle que la signature polaire moyenne est la moyenne des signatures de chaque classe k (fig.3.3). Elle est calculée par :

$$\rho_m^k(\theta_i) = \frac{1}{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \rho_j^k(\theta_i) \quad (4)$$

où N_k est le nombre d'objet dans chaque classe k .

L'affectation d'un objet à l'une des classes se fait par le calcul de l'erreur quadratique entre la signature polaire de l'image de cet objet et les signatures polaires moyennes. Cette erreur est donnée par :

$$e = \sqrt{\sum_{i=1}^{360} [\rho_m^k(i) - \rho_x(i)]^2} \quad (5)$$

où $\rho_m(i)$ est la $i^{\text{ème}}$ composante de la signature polaire moyenne de la classe k et $\rho_x(i)$ la $i^{\text{ème}}$ composante de la signature polaire de l'objet à reconnaître.

Des moments invariants sont aussi souvent utilisés. Hu introduit les moments en faisant le parallèle avec leur utilisation en physique. En effet, les moments sont utilisés en physique pour décrire la répartition des masses dans un corps. En analyse d'image, on peut envisager la même démarche en associant le niveau de gris d'un point de l'image à la masse élémentaire en un point. On comprend donc que les différents moments

fournissent des informations concernant l'arrangement spatial de l'objet. Hu est le premier à présenter des travaux sur l'analyse d'images en utilisant ces moments. Il a utilisé les moments géométriques pour générer une famille d'invariants qui est utilisée pour la reconnaissance automatique de caractères [56]. Plusieurs autres chercheurs ont utilisé ces moments pour de différentes applications par exemple pour la reconnaissance de l'écriture arabe manuscrite [57]. Le moment d'ordre $p+q$ est défini comme étant la description d'une image.

$$m_{pq} = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} i^p j^q f(i, j), \quad (6)$$

$$p, q = 0, 1, \dots, \infty$$

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

Ces moments de base sont d'utilité limitée puisqu'ils varient à chaque changement de l'origine, échelle et orientation de l'objet. Il faut trouver des moments qui seront représentatifs de la forme et devront posséder certaines caractéristiques comme l'invariance en rotation, en translation et être le moins sensible possible au bruit. Ceci peut être dérivé en calculant d'abord les moments centrés par l'équation suivante :

$$\mu_{pq} = \sum_i \sum_j (i - \bar{x})^p (j - \bar{y})^q f(i, j) \quad (7)$$

A partir des moments centrés, on peut obtenir la matrice d'inertie de la forme qui permet de pouvoir déterminer son orientation. Il est possible, en utilisant cette matrice, de déterminer l'ellipse d'inertie de la forme et donc également de connaître son excentricité. La matrice d'inertie s'écrit :

$$MI = \begin{pmatrix} \mu_{2,0} & \mu_{1,1} \\ \mu_{1,1} & \mu_{0,2} \end{pmatrix} \quad (8)$$

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

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{s^{\frac{p+q}{2}+1}} \quad (9)$$

$p + q \geq 2$ où s représente la surface de l'objet.

Cependant ils ne sont pas invariants en rotation. Pour résoudre cette problématique Hu a formé une famille d'invariants en rotation au moyen de combinaisons de moments géométriques centrés. Sept paramètres invariants par translation, rotation et homothétie peuvent être utilisés pour caractériser la forme d'un objet [58] [59]. Les moments de Zernike sont utilisés dans une approche pour la vidéo surveillance [60], D'autres moments ont été utilisés par les chercheurs, En analyse d'image, et reconnaissance des formes. Les plus intéressants sont les moments orthogonaux qui peuvent être obtenues par le biais des polynômes de Legendre ou de Zernike [61][62]. Leur utilisation en tant qu'attributs discriminants permet de mettre en évidence les données structurelles pertinentes. En plus, ces deux familles sont tout à fait aptes à représenter ou à reconstruire des objets avec un minimum de redondance de données [63]. Les descripteurs de Fourier-Mellin [64][65] ont été aussi utilisés récemment dans le cadre d'applications de recherche et d'indexation, des expériences récentes sur la TFM ont montré qu'un nombre suffisamment large (mais limité) de descripteurs s'avère suffisant pour reconstruire un objet à niveaux de gris avec une très bonne qualité.

- *Paramètres de texture* [66]

Notons s'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 [67]. L'analyse de texture est un processus efficace et utile pour la discrimination des différentes textures. Plusieurs études ont déjà été effectuées dans le domaine de la classification et de la reconnaissance d'objet par analyse de texture [68]. Une synthèse des différentes définitions de la texture en introduit plusieurs concepts Les paramètres qui caractérisent la texture sont nombreux et différent selon la méthode utilisée. Parmi ces méthodes, on peut citer la méthode de la dépendance spatiale des niveaux de gris [69], la méthode de la densité spectrale [70], la méthode des longueurs d'iso-

segments de niveau de gris [71] et la méthode des différences de niveau de gris [72].

Dans la *Méthode des Longueurs d'Iso-segments de Niveau de Gris* (GLRLM: Gray Level Run Length Method), on détecte les suites colinéaires de points ayant le même niveau de gris dans une direction donnée. La longueur d'un iso-segment est le nombre de points contenus dans l'iso-segment. A partir de la matrice (nombre d'iso-segments, longueur des iso-segments), on peut calculer les cinq paramètres de texture suivants, en notant MI , la matrice des iso-segments, N_g , le nombre de niveaux de gris des iso-segments et N_r , le nombre longueurs maximales des iso-segments et N_p :

- les iso-segments courts:

$$SRE = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_r-1} \frac{1}{S} \left[\frac{MI(i, j)}{j^2} \right] \quad (10)$$

- les iso-segments longs:

$$LRE = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_r-1} \frac{j^2}{S} MI(i, j) \quad (11)$$

- la répartition des niveaux de gris:

$$GLD = \sum_{i=0}^{N_g-1} \frac{1}{S} \left[\sum_{j=0}^{N_r-1} MI(i, j) \right]^2 \quad (12)$$

qui est minimum lorsque les iso-segments sont également répartis sur l'échelle des niveaux de gris.

- la répartition des iso-segments:

$$RLD = \sum_{i=0}^{N_r-1} \frac{1}{S} \left[\sum_{j=0}^{N_g-1} MI(i, j) \right]^2 \quad (13)$$

qui est minimum si les iso-segments sont répartis également sur les longueurs.

- le pourcentage d'iso-segments:

$$R_p = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_r-1} \frac{MI(i, j)}{N_p} \quad (14)$$

Dans la *Méthode de Différence de Niveau de Gris* (GLDM: Gray Level Difference Method), des paramètres de texture sont calculés à partir

de la matrice de différence de niveau de gris entre les pixels de l'image. Une image $I^t(i,j)$, différence entre l'image à étudier et sa translatée est construite telle que:

$$I^t(i,j) = I(i,j) - I(i-\Delta i, j-\Delta j) \quad (15)$$

Cette méthode donne un aspect de la texture au sens de la différence de niveau de gris entre les pixels. On estime le vecteur densité de probabilité $P^t(i)$ de dimension N_g associé à I^t .

$$P^t(k) = P[I^t(i,j) = k] \quad (16)$$

Les paramètres habituellement calculés sont:

- le contraste:

$$CON = \frac{1}{S} \sum_{i=0}^{N_g-1} i^2 P^t(i) \quad (17)$$

- le moment angulaire du second ordre:

$$SMA = \frac{1}{S} \sum_{i=0}^{N_g-1} (P^t(i))^2 \quad (18)$$

- l'entropie:

$$ENT = \frac{1}{S} \sum_{i=0}^{N_g-1} P^t(i) \log(P^t(i)) \quad (19)$$

- le moment inversé:

$$MID = \frac{1}{S} \sum_{i=0}^{N_g-1} \frac{P^t(i)}{(i^2 + 1)} \quad (20)$$

- la moyenne

$$MOY = \frac{1}{S} \sum_{i=0}^{N_g-1} i P^t(i) \quad (21)$$

où

$$S = \sum_{i=0}^{N_g-1} P^t(i)$$

La *Méthode de la Dépendance Spatiale des Niveaux de Gris* (SGLDM: Spatial Gray Level Dépendance Method), est basée sur la notion de matrice de cooccurrence de niveaux de gris. Si $I(x,y)$ est la fonction image définie sur un domaine D à N_g niveaux de gris et telle que $I(x,y) = 0, 1, 2, \dots, N_g$ et si R est une relation spatiale liant deux pixels, la matrice de

cooccurrence relative à la relation R est définie par l'expression ci-dessous où $M(i,j)$ est le nombre de couples de points du domaine D liés par la relation R, l'un ayant le niveau de gris i, l'autre le niveau de gris j.

$$\begin{aligned} M(i, j) &= \{[(x, y), (x', y')] \in D, \\ &\text{vérifiant } R \wedge I(x, y) = i, I(x', y') = j\} \\ &i = 0, 1, \dots, N_g - 1 \\ &j = 0, 1, \dots, N_g - 1 \end{aligned} \quad (22)$$

Divisé par le nombre total de couples, $M(i,j)$ devient une probabilité telle que:

$$m(i, j) = \frac{M(i, j)}{\text{Card}\{[(x, y), (x', y')] \in D \text{ vérifiant } R\}} \quad (23)$$

Notons que les couples de points sont définis par la distance d entre ces deux points et l'orientation de la droite qui les joint par rapport à l'horizontale. Dans la pratique, la distance d est prise égale à 1 et θ correspond aux quatre orientations à quarante cinq degrés par rapport à l'horizontale.

De la matrice de cooccurrence dont la taille est fonction du nombre N_g de niveaux de gris de l'image, les quatre paramètres texturaux suivants sont calculés:

- le Moment Angulaire du Second ordre (MAS) qui constitue une mesure de l'hétérogénéité de la texture et dont la valeur augmente avec l'homogénéité de la texture:

$$SMA = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} m(i, j)^2 \quad (24)$$

- la corrélation qui quantifie la dépendance directionnelle des niveaux de gris et qui atteint ses plus grandes valeurs lorsque θ est voisin de l'orientation des lignes de texture:

$$COR = \frac{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - \mu_x)(j - \mu_y)m(i, j)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (25)$$

avec:

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{N_g-1} i \sum_{j=0}^{N_g-1} m(i, j)$$

$$\mu_y = \sum_{i=0}^{N_g-1} j \sum_{j=0}^{N_g-1} m(i, j)$$

$$\sigma_x = \sum_{i=0}^{N_g-1} (i - \mu_x)^2 = \sum_{j=0}^{N_g-1} m(i, j)$$

$$\sigma_y = \sum_{i=0}^{N_g-1} (j - \mu_y)^2 = \sum_{j=0}^{N_g-1} m(i, j)$$

- l'entropie qui permet de caractériser le degré d'organisation de l'image et est minimale pour une texture homogène.

$$ENT = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} m(i, j) \log m(i, j) \quad (26)$$

- le moment inverse dont la valeur devient de plus en plus faible lorsque l'on s'éloigne de la diagonale principale. Il est proche de l'unité s'il y a une concentration de points autour de la diagonale principale. Ce paramètre permet de mettre en évidence les plages uniformes de texture:

$$MI = \frac{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} m(i, j)}{1 + (i + j)^2} \quad (27)$$

Dans la *Méthode de la Densité Spectrale* (PSM: Power Spectral Method), le spectre de puissance d'une image $x(k,l)$ est calculé en utilisant la transformée de Fourier $X(m,n)$ de cette image. A partir du spectre de puissance $X.X^*$ de l'image, les paramètres suivants ont été calculés:

- le premier est donné par:

$$P(r_1, r_2) = \sum_{n,m} |X(n, m)|^2 \quad \text{avec: } r_1 \leq n^2 + m^2 \leq r_2 \quad (28)$$

- le second est donné par:

$$P(\theta_1, \theta_2) = \sum_{n,m} |X(n, m)|^2 \quad \text{avec: } \theta_1 \leq \text{tg}^{-1}\left(\frac{n}{m}\right) \leq \theta_2 \quad (29)$$

Dans cette méthode, la fonction $P(r_1, r_2)$ permet l'analyse de la finesse de la texture de telle sorte que plus la texture est fine et douce plus le spectre d'énergie présente de fortes amplitudes dans le domaine des basses

fréquences. Quant à la fonction $P(\theta_1, \theta_2)$, elle permet l'analyse de la directivité dans une texture.

- *Paramètres de couleur*

Au même titre que la texture, la couleur est très souvent utilisée comme descripteur en reconnaissance automatique d'objets. La couleur est probablement le plus expressif mais le moins objectif parmi tous les descripteurs de l'image. Malheureusement, elle est relativement instable en présence de changement d'éclairage. Pour caractériser la couleur, la commission internationale de l'éclairage (CIE), a développée des bases de représentation de la colorimétrie basée sur le système chromatique à trois composantes rouge, vert et bleu, avec des valeurs crête de 700nm, 546.1nm, et 435.8nm respectivement. La fonction d'égalisation ou d'appariement de couleur utilisée pour représenter la couleur C en fonction des primaires $[R, V, B]$ est donnée par

$$C(\lambda) = R[R] + V[V] + G[G] \quad (30)$$

Les lois de Grassman [73] permettent de représenter un pixel de couleur par $C(\lambda)$ avec les fonctions colorimétriques des trois primaires $R(\lambda)$, $V(\lambda)$ et $B(\lambda)$, (fig.3). Sur la base de ces couleurs primaires, plusieurs systèmes de représentation ont vu le jour. L'espace RVB reste le plus utilisé et le plus simple à manipuler vu que le matériel utilisé (caméra vidéo, les écrans d'ordinateurs, carte d'acquisition, etc.) effectuent leur échanges d'informations en utilisant le triplet (R, V, B) .

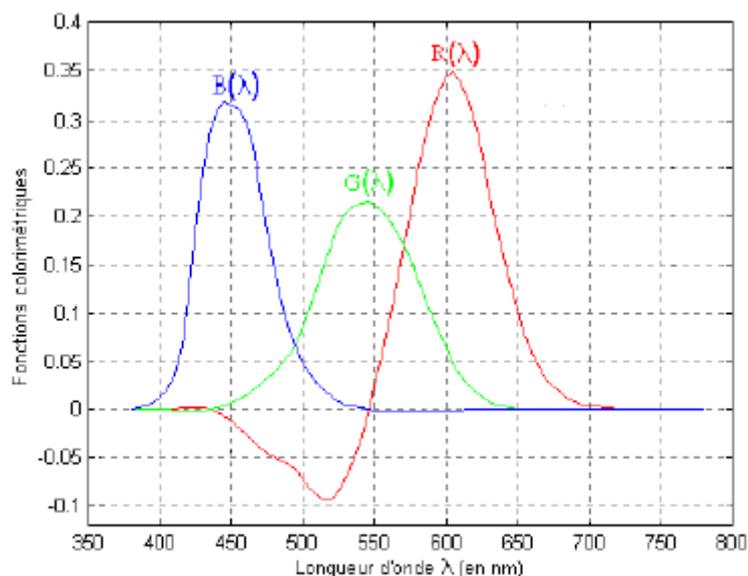


Fig.3 Les courbes d'appariement $R(\lambda)$, $V(\lambda)$ et $B(\lambda)$

Un des principaux inconvénients de cet espace est que certaines couleurs peuvent avoir une composante négative et sont donc non représentable en synthèse additive.

Quant au système CIE XYZ, c'est un espace basé sur trois nouvelles primaires X , Y et Z défini par la CIE en 1931 afin de corriger certains défauts de l'espace RVB [74] [75]. Ces composantes X , Y et Z décrivent chaque couleur en fonction de ces primaires et ont toutes des valeurs positives (Fig.2.4). Le passage de l'espace RGB à l'espace XYZ s'effectue par la transformation linéaire suivante :

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = A \cdot \begin{bmatrix} R \\ V \\ B \end{bmatrix} ; \quad A = \begin{bmatrix} X_r & X_v & X_b \\ Y_r & Y_v & Y_b \\ Z_r & Z_v & Z_b \end{bmatrix} \quad (31)$$

où A est une matrice (3*3) dite matrice de passage qui a différentes valeurs selon les auteurs [76]. Ce système est peu utilisé. Il sert d'interface entre le système RVB et d'autres systèmes. L'inconvénient de l'espace XYZ est son manque d'uniformité dans la perception à savoir deux couleurs à la même distance d'une autre ne sont pas nécessairement perceptuellement équidistantes (fig.4).

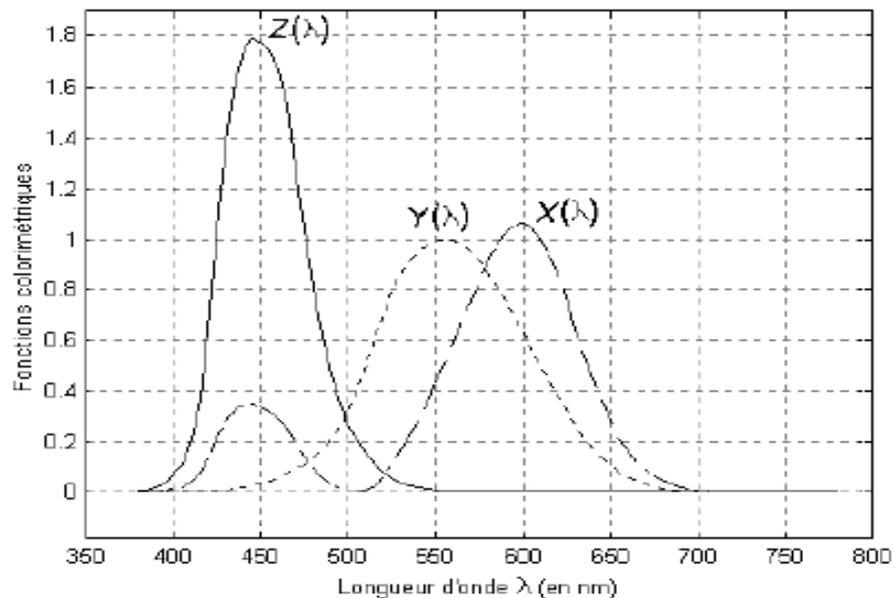


Fig. 2.4 Les fonctions colorimétriques $X(\lambda)$, $Y(\lambda)$ et $Z(\lambda)$ [77]

Dans cet espace, il n'est pas facile d'interpréter les valeurs du pixel X , Y et Z et d'interpréter les couleurs qu'il représente. Ainsi, l'espace XYZ a été

transformé en un autre espace représenté par la luminance Y et deux autres coordonnées. Ainsi la CIE a introduit le système xyz défini par les équations suivantes :

$$x = \frac{X}{X + Y + Z} \quad (32)$$

$$y = \frac{Y}{X + Y + Z} \quad (34)$$

$$z = \frac{Z}{X + Y + Z} \quad (35)$$

Dans ce cas, comme $x+y+z = 1$, il est possible d'utiliser les deux variables indépendantes x et y comme composantes chromatiques de la couleur. Le plan défini par ces variables est appelé diagramme de chromaticité de la CIE, (fig.5).

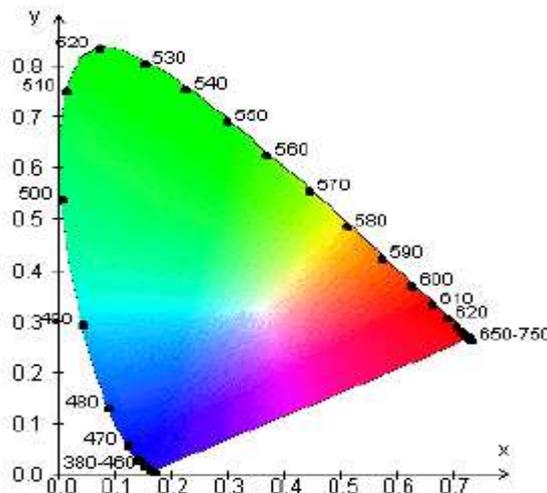


Fig.5 Diagramme de Chromaticité xy [78]

Dans les systèmes précédents, la distance séparant deux points n'est pas forcément liée à la différence de perception et ces espaces ne sont pas uniformes du point de vue de la perception humaine. En 1973, la CIE a proposée les deux nouveaux espaces CIELUV et CIELAB dans lesquels la distance euclidienne peut être utilisée pour mesurer la dissimilitude entre deux couleurs. Ces espaces sont des espaces chromatiques uniformes et le passage de ceux-ci vers XYZ n'est pas linéaire. De plus, ces deux systèmes sont indépendants du périphérique considéré [79]. Les équations permettant le passage du système XYZ au système $L^*u^*v^*$ et celle du système $L^*a^*b^*$ sont données par les expressions suivantes :

$$L^* = 116 \left(\frac{Y}{Y_0} \right)^{\frac{1}{3}} - 16 \text{ si } \left(\frac{Y}{Y_0} \right) > 0.008856 \text{ et } L^* = 903.3 \left(\frac{Y}{Y_0} \right) \text{ ailleurs} \quad (36)$$

$$u^* = 13L^*(u'-u'_0) \quad (37)$$

$$v^* = 13L^*(v'-v'_0) \quad (38)$$

$$u' = \frac{4X}{X+15Y+3Z} \quad v' = \frac{9X}{X+15Y+3Z}$$

$$u'_0 = \frac{4X_0}{X_0+15Y_0+3Z_0} \quad v'_0 = \frac{9X_0}{X_0+15Y_0+3Z_0}$$

$$L^* = 116 \left(\frac{Y}{Y_0} \right)^{\frac{1}{3}} - 16 \text{ si } \left(\frac{Y}{Y_0} \right) < 0.008856 \text{ et } L^* = 903.3 \left(\frac{Y}{Y_0} \right) \text{ sinon} \quad (39)$$

$$a^* = 500 \left[f \left(\frac{X}{X_0} \right) - f \left(\frac{Y}{Y_0} \right) \right] \quad (40)$$

et

$$b^* = 200 \left[f \left(\frac{Y}{Y_0} \right) - f \left(\frac{Z}{Z_0} \right) \right] \quad (41)$$

avec $f(x) = (x)^{1/3}$ si $x > 0.008856$ et $f(x) = 7.787(x) + \frac{16}{116}$ sinon.

Le modèle de représentation HSI est très utilisé dans le traitement des images couleur [80]. Il est basé sur les trois grandeurs Teinte, Luminance et Saturation. Les transformations de l'espace RVB à l'espace HSI sont données par les équations suivantes :

$$I = \frac{R+V+B}{3} \quad (42)$$

$$S = 1 - \frac{\min(R,V,B)}{I} \quad (43)$$

$$H = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}[(R-V)+(R-B)]}{\left[\frac{1}{4}[(R-V)^2 + (R-B)(V-B)] \right]^{1/2}} \right\} \text{ tel que si } \frac{B}{I} > \frac{V}{I} \text{ alors } H = 360^\circ - H \quad (44)$$

Dans ce système, H représente l'angle, S le rayon et I représente l'axe des intensités ou l'axe achromatique (fig.6) [81] :

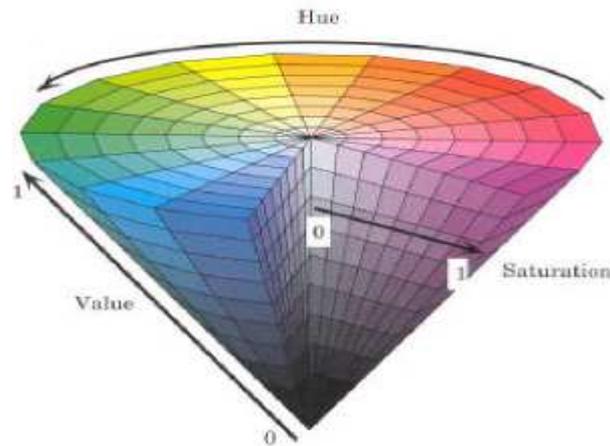


Fig.6 Le système couleur HSI

L'avantage de ce système est que la couleur est représentée par des parties perceptuellement distinctes. Cette distinction ne peut pas être faite dans le système RVB. Il existe d'autres systèmes de représentation de la couleur existents. À partir de ces représentations, on peut effectuer différentes opérations comme le calcul d'histogrammes, de moments, de corrélation etc. L'histogramme couleur constitue l'une des signatures des images les plus utilisées à partir duquel on peut extraire des paramètres tels que la moyenne, la variance et l'écart-type [82]. La principale limitation de l'histogramme est qu'il ne fournit aucune information sur la répartition spatiale des pixels ayant des couleurs similaires dans l'image. Les paramètres couleur peuvent être calculés pour chacun des canaux des systèmes de représentation de la couleur. Pour leur part, les moments de couleur représentent les moments statistiques de distribution de probabilité des couleurs [83].

3.4. Réduction des paramètres

Lors de la phase d'extraction de paramètres, on en extrait le maximum possible sans aucun choix personnel. La sélection des paramètres pertinents sera effectuée par une méthode automatique. En effet, cette opération de sélection de paramètres est une étape importante car beaucoup de techniques de classification deviennent peu appropriées ou inefficaces à cause du nombre et du mauvais choix de ces paramètres.

Les paramètres pertinents devant caractériser fortement les objets à reconnaître, dans cet objectif, plusieurs méthodes ont été publiées [84]. Parmi ces méthodes la plus connue est l'Analyse en Composantes Principales (ACP). Cette méthode est projective dont le critère à maximiser est la variance originale dans les données projetées. Autrement dit, c'est une méthode statistique qui consiste à extraire les vecteurs propres et les valeurs propres de la matrice de covariance calculée à partir de l'ensemble de données d'apprentissage. L'objectif de cette technique est donc de rechercher, par combinaison linéaire, les axes principaux de l'ensemble des données, c'est à- dire les axes suivant lesquels la variabilité est la plus grande. Ainsi, il est possible de transformer un vecteur de n caractéristiques en projetant le point correspondant à ce vecteur sur les m axes principaux ($m < n$) ayant les plus fortes valeurs propres. Le vecteur obtenu après projection est donc de dimension m et est composé de caractéristiques décorrélatées [85]. Le principe de l'ACP est donc de traiter des tableaux de variables quantitatives à m caractères de n individus. Ainsi, elle élimine la redondance d'information due aux liaisons qui peuvent exister entre plusieurs variables. Les n individus peuvent être repérés dans un espace à m dimensions. L'ACP étant une opération bien connue, nous proposons les étapes de calculs qui la réalisent (fig.7)

- Centrer et réduire les données,
- Calculer la matrice variance covariance à partir du tableau de données. Cette matrice sert pour le calcul des valeurs et des vecteurs propres,
- Calcul des valeurs propres et des vecteurs propres,
- Ordonner les valeurs propres par ordre décroissant pour sélectionner les composantes les plus significatives,
- Calculer la matrice des composantes principales.

Fig.7 Etapes de réalisation de l'ACP

Dans notre application l'ACP s'applique sur des paramètres de formes et les paramètres de texture. La mise en application de cette méthode se fera sur le tableau variable/individu, m variables ou paramètres et n individus qui sont les grains de pollen.

Ainsi, l'ACP permet de créer de nouveaux paramètres appelés composantes principales par une combinaison linéaire des paramètres mesurés. Les composantes principales sont rangées par ordre décroissant de la variance totale qu'elles tiennent. La base de cette réduction est que l'ACP prend en compte les dimensions dont les variances sont les plus importantes. Parmi les autres méthodes de réduction de paramètres, on peut citer l'analyse en composantes indépendantes [86], l'analyse linéaire discriminante de Fisher [87], l'analyse discriminante linéaire orientée ligne [88], l'analyse discriminante linéaire orientée colonnes [89], la méthode de Sébastien [90]

3.5 Classification et décision

La classification, en générale, est définie comme étant l'action de regrouper une collection d'objets similaires au sein d'un même groupe. Mathématiquement, elle est définie de la manière suivante :

soit $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ l'ensemble des n observations à classer. Chaque observation x_i est caractérisée par m paramètres. Soit $C = \{C_1, C_2, C_3, \dots, C_K\}$ l'ensemble de K classes. La classification consiste à répartir l'ensemble des n observations en K classes de sorte que :

- $C_i \neq \emptyset$, $i=1, \dots, K$ (aucune classe ne doit être vide).
- $C_i \cap C_j = \emptyset$, $i \neq j$ (aucun recouvrement entre les classes).
- $\coprod \{x_i \in C_k\} = \{X\}$, $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ et $k = 1, 2, \dots, K$, l'union des éléments de chaque classe doit être égale à X , le nombre d'observations.

Après la classification, les classes obtenues doivent être compactes et séparables ou éloignées les unes des autres.

Dans l'utilisation d'une classification automatique, généralement,

- on identifie le type de données qui peuvent être qualitatives ou quantitatives,
- on choisit la méthode classification automatique selon le nombre de données, le type de variables et les connaissances *a priori* sur ces données.
- on analyse et interprète les résultats obtenus et les évalue etc.

Parmi les nombreuses méthodes de classification automatique, on peut citer :

- *La décision bayésienne*

Cette méthode permet de reconnaître si un vecteur de forme x de \mathbb{R}^n appartient à une classe parmi les K classes de l'ensemble $C=\{w_i\}$, $i=1,2,\dots,K$ [91]. Ce vecteur x est supposé aléatoire dont on connaît la densité de probabilité conditionnelle $p(x/w_i)$ d'avoir x sachant que la forme décrite par le vecteur appartient à la classe w_i . La règle de décision de Bayes permet de déterminer la meilleure classe $w_i(x)$ ou la classe la plus probable en appliquant la formule suivante qui est très pratique du fait que l'on connaît souvent la probabilité à posteriori $p(x/w_i)$:

$$p(w_i / x) = \frac{p(x / w_i)p(w_i)}{p(x)} \quad (45)$$

- *Les méthodes hiérarchiques*

Les méthodes hiérarchiques qu'elles soient ascendantes ou descendantes sont parmi les plus utilisées en classification automatique. Dans ces méthodes, on cherche à avoir une hiérarchie ou une suite de partitions "emboîtées" sur l'ensemble des données. La hiérarchie est représentée par un arbre hiérarchique. Le niveau des nœuds indique le degré de ressemblance entre les objets correspondants. En coupant l'arbre à différents niveaux, on obtient des partitions. Ascendantes, les méthodes hiérarchiques sont basées sur la fusion d'objets ou groupes d'objets décidée par un critère utilisant la dispersion intraclasse. Notons toutefois que la fusion de deux classes s'effectue non sur un calcul de distances entre classes mais sur l'augmentation de la dispersion intraclasse. De plus pour accélérer les calculs, on utilise la notion de voisins réciproques. Descendantes, ces méthodes consistent à diviser d'abord l'ensemble de données, par dichotomie en deux classes, puis chacune de ces classes est elle-même divisée, et ainsi de suite jusqu'à ce que les subdivisions soient homogènes, ou d'effectif faible pour se prêter à une partition sûre. Dans notre cas, c'est la dispersion intraclasse qui nous a servi de critère de division.

- *La classification par le k plus proches voisins*

Trois étapes distinctes composent cette méthode supervisée et non paramétrique. La première étape consiste à recenser pour chaque observation les k observations qui lui sont les plus proches. L'algorithme de Kittler basé sur la distance euclidienne a été utilisé [92]. A la seconde étape, pour chaque observation x_i , on calcule l'estimateur. A la troisième étape de la procédure, on applique le filtre médian pour raffiner davantage les estimateurs pour que les points situés dans un proche voisinage aient des estimateurs semblables pour aboutir à la bonne classification.

- *La méthode des k-means*

La méthode d'agrégation autour des centres mobiles est la méthode la plus utilisée de par sa simplicité et la qualité des résultats qu'elle offre. On la retrouve sous d'autres appellations ou d'autres variantes à savoir la méthode des k-means, des c-means, la méthode ISODATA, abréviation de Itérative Self Organizing Data Analysis, la méthodes des fussy c-means utilisant la logique floue, Ces algorithmes se ressemblent dans le principe général, mais différent dans la façon de procéder pour aboutir à une partition finale. Elles procèdent par groupement de données selon une distance comme la distance euclidienne. Chaque classe est représentée par son centroïde. La procédure de partitionnement s'effectue par rapport aux centroïdes des classes. La méthode d'agrégation autour des centres mobiles ou k-means à laquelle nous nous intéressons particulièrement, permet de construire une partition finale qui est censée être la meilleure à partir d'une partition initiale qui peut être fixée par l'utilisateur d'une manière aléatoire. Le choix de cette partition initiale reste toutefois délicat. Cependant, il existe des méthodes qui permettent la déterminer automatiquement. Comme nous le verrons plus bas, les classes obtenues peuvent caractérisées à l'aide des moments interclasse et interclasse qui nous renseignent sur la qualité de la partition finale. On se réfère, donc, au moment d'ordre deux d'un ensemble I de N points par rapport à leur centre de gravité G . Ce moment est donné par la formule générale suivante :

$$M^2(I, G) = \sum_{i=1}^N m_i d^2(i, G) \quad (46)$$

où m_i sont des masses ponctuelles ou des pondérations, et $d(i, G)$ les distances des points i au centre de gravité. Lorsque les observations sont décrites par M variables (espace à M dimensions), ces distances, lorsqu'elles ont euclidiennes, sont données par la formule suivante:

$$d^2(I, G) = \sum_{j=1}^M (x_{ij} - x_{G_j})^2 \quad (74)$$

Ainsi l'expression donnant le moment centré d'ordre 2 devient :

$$M^2(I, G) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M m_i (x_{ij} - x_{G_j})^2 \quad (48)$$

Dans le repère à M dimension, la $j^{\text{ème}}$ coordonnée du centre de gravité G du nuage des N observations est donnée par:

$$x_{G_j} = \frac{\sum_{i=1}^N m_i x_{ij}}{\sum_{i=1}^N m_i} \quad (49)$$

Si les observations ne sont pas pondérées, ($m_i=1$), nous aurons :

$$x_{G_j} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{ij} \quad (50)$$

$$M^2(I, G) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (x_{ij} - x_{G_j})^2 \quad (51)$$

Ainsi, le moment centré d'ordre deux $M^2(I, G)$ correspond à l'écart type d'une distribution gaussienne. L'écart type étant un paramètre de dispersion, on remarque que si les points sont très concentrés autour du centre de gravité, la valeur de $M^2(I, G)$ devient faible. Dans le cas où ces points sont très dispersés, $M^2(I, G)$ prend une valeur plus élevée.

Le moment centré d'ordre deux peut ainsi nous renseigner sur la qualité des classes obtenues en classification.

Le nuage I peut être décomposé en L sous-nuages ou sous-ensembles disjoints I_n $n=1, 2, \dots, L$. Chaque sous-nuage I_n correspond à un nombre K_n d'éléments tel que $K_n \leq N$, $n=1, 2, \dots, L$.

Pour chaque sous-nuage I_n , $n=1, 2, \dots, L$, on calcule le moment centré d'ordre deux. En notant G_n les barycentres de ces sous-nuages, le moment du sous-nuage I_n par rapport à son centre de gravité G_n est calculé par la formule suivante:

$$M^2(I, G) = \sum_{i=1}^{K_n} \sum_{j=1}^M (x_{ij} - x_{G_{nj}})^2 \quad (52)$$

Par rapport au barycentre G de l'ensemble des points ou du nuage global I_n , ce moment est:

$$M^2(I_n, G) = M^2(I_n, G_n) + M_n d^2(G_n, G) \quad (53)$$

En appliquant le théorème de Huyghens pour le sous-ensemble I_n , on obtient:

$$M^2(I, G) = \sum_{n=1}^L \sum_{i=1}^{K_n} \sum_{j=1}^M (x_{ij} - x_{G_{nj}})^2 + \sum_{n=1}^L \sum_{j=1}^M M_n (x_{G_{nj}} - x_{G_j})^2 \quad (54)$$

Le terme $\sum_{n=1}^L \sum_{i=1}^{K_n} \sum_{j=1}^M (x_{ij} - x_{G_{nj}})^2$ représente la dispersion intraclasse et $\sum_{n=1}^L \sum_{j=1}^M M_n (x_{G_{nj}} - x_{G_j})^2$ représente la dispersion interclasses.

La formule donnant $M^2(I, G)$ montre que le moment centré d'ordre deux du nuage I est la somme des moments centrés d'ordre deux des sous-nuages I_n augmentée du moment interclasse. En d'autres termes, la dispersion totale est décomposée en dispersion à l'intérieur des sous-ensembles ou des classes.

La dispersion interclasse est de valeur élevée si les barycentres des classes formées sont éloignés du barycentre du nuage. Quant aux dispersions intraclasse, elles sont de valeurs faibles si les points constituant chaque classe sont très rapprochés du centre de gravité correspondant. En classification automatique, on cherche à minimiser la dispersion intraclasse et à maximiser la dispersion interclasse.

En effectuant le rapport entre le moment intraclasse et le moment interclasse, on peut constituer l'indice R qui est le rapport entre ces deux moments. Cet indice R est calculé par la formule suivante :

$$R = \frac{\sum_{n=1}^L \sum_{i=1}^{K_n} \sum_{j=1}^M (x_{ij} - x_{G_{nj}})^2}{\sum_{n=1}^L \sum_{j=1}^M M_n (x_{G_{nj}} - x_{G_j})^2} \quad (55)$$

où L est le nombre de classes ou sous-nuages disjoints I_n de barycentres G_n , K_n , le nombre d'éléments de la classe I_n , M le nombre de variables décrivant chaque observation et x_{ij} , $x_{G_{nj}}$, x_{G_j} , respectivement les coordonnées des objets dans l'espace à M dimensions, le centre de gravité du sous-nuage I_n et la classe k et le centre de gravité de tout le nuage de points.

On note que dans cet algorithme, le choix des L classes ou centres initiaux s'effectue sur la base d'un tirage aléatoire sans remise à partir de la

population à classifier. La partition des classes est modifiée à chaque affectation d'un individu i à l'une des classes après le calcul des distances euclidiennes par rapport à chaque centre G_n des classes initiales. L'individu est affecté à la classe correspondant à la distance la plus faible. Cette opération est effectuée pour chaque élément du nuage de point. Les centres de nouvelles classes ainsi formées sont recalculés. Le calcul à nouveau de toutes les distances de chaque élément à ces nouveaux centres est effectué encore et l'affectation de ces éléments est aussi effectuée et de nouvelles classes ont ainsi formées. L'opération se poursuit ainsi jusqu'à l'arrêt de la procédure.

Le déroulement de la méthode des k-means s'effectue selon l'algorithme de la figure 8.

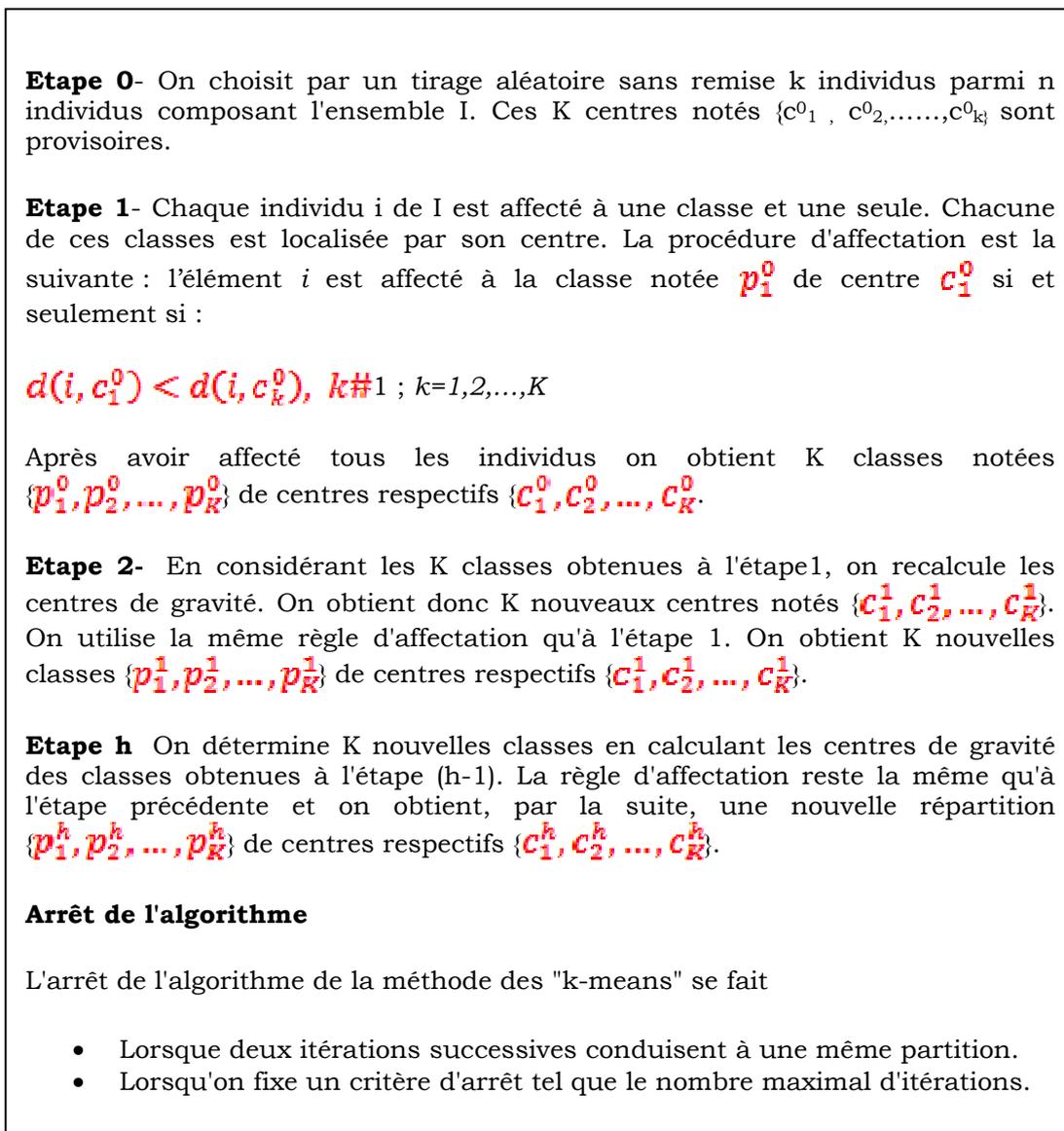


Fig.8 Algorithme des k-means

3. Conclusion

Ce présent chapitre a donné un aperçu sur le principe de la reconnaissance de formes ainsi que la diversité et l'étendue des méthodes de classification automatique. Plusieurs autres méthodes n'ont pu être rappelées notamment les approches telles que les surfaces séparatrices, la classification séquentielle...etc. D'autres méthodes dites interactives associent l'utilisateur à la classification en lui proposant des visualisations graphiques des regroupements. Encore faut-il pour cela que cette visualisation ne présente pas de distorsions.

Vu que l'apprentissage est très important et constitue la classification automatique proprement dite, deux situations peuvent se présenter, à savoir lorsque l'on dispose d'une partition a priori ou non. C'est l'une des caractéristiques qui différencient les méthodes de classification automatique.

Notons que pour la méthode des k-means, la partition initiale peut être déterminée par l'utilisateur ou déterminée automatiquement. Par ailleurs, une autre distance, autre que l'eulidienne parmi les distances existant en analyse de données pourrait être utilisée. Pour l'arrêt de l'algorithme, il peut être décidé, aussi par l'évaluation de différents indices qui peuvent constituer une fonction objective à optimiser.

La reconnaissance de formes ayant des domaines très diversifiés, dans notre travail, elle est appliquée à l'identification des grains de pollen comme nous le verrons dans le prochain chapitre.

Chapitre 3

Reconnaissance automatique de grains de pollen

1. Introduction

Ce chapitre traite de la reconnaissance automatique de grains de pollen qui a pour application dans le domaine épidémiologique, environnemental, économique comme cela est expliqué dans le premier chapitre. Différents travaux d'identification d'espèces de pollen d'importance ont été réalisés. Cependant, les méthodes utilisées sont manuelles. Elles nécessitent des références parfois difficiles à exploiter et nécessitent des experts pour une identification à l'œil nu et sur les plaques de microscope. En effet, ces références sont présentées sous forme de microphotographies sur papier ou numérisées. Ces opérations sont difficiles, coûteuses, contraignantes et prennent beaucoup de temps. Ainsi, leur automatisation se révèle utile et peu de travaux sont publiés sur la reconnaissance automatique appliquée au pollen. Cependant, d'après certains biologistes, les logiciels de reconnaissance de pollen développés pour certains pays, ne seront pas automatiquement fonctionnels dans d'autres pays ou continents où les conditions climatologiques et environnementales sont différentes. Le développement

d'un logiciel adapté au pollen de notre pays est d'une nécessité importante. Dans ce memoire, il s'agit de l'acquisition des images de pollen et les prétraitements, l'extraction des paramètres de forme et de texture et leur réduction. Ensuite après la classification automatique et la décision, les résultats seront commentés.

2. Acquisition des images

Pour nos tests, nous avons prélevé du pollen de six espèces de plantes cueillies au mois de mai de cette année. Ces plantes sont le pied-de-chèvre (*oxalis pes-capera*), le chardon laiteux (*galactite tomentosa*), la mauve (*malva lavatina*), le chardon d'Espagne (*scolymus hispanicus*), la sulla (*Hedysarum montanum*) et le mélinet (*cerinthe major*).

Pour l'acquisition des images de ces pollens, nous avons utilisé le microscope électronique à balayage environnemental Philips (XL 30 ESEM) à filament de tungstène du laboratoire de microscopie de l'université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou [93] (fig.1). Il permet la prise d'image des échantillons isolants sans aucune préparation préalable (Métallisation).L'appareil est couplé à un système complet de Microanalyse par dispersion d'énergie (EDS). Ainsi 100 images en niveaux de gris de chacune des six espèces ont été acquises. La figure 2 montre un exemple de ces images.

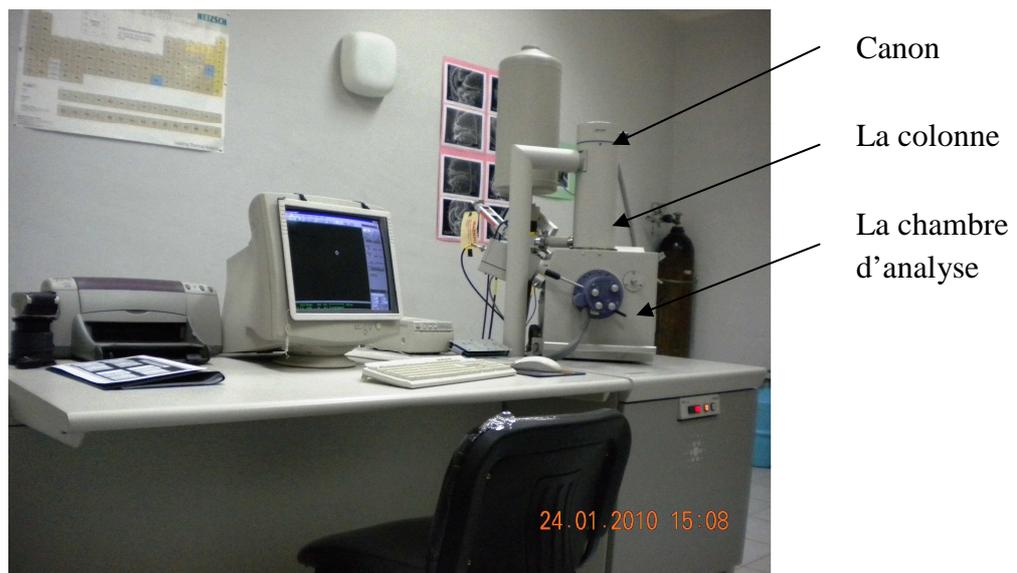


Fig.1:Le microscope électronique à balayage utilisé

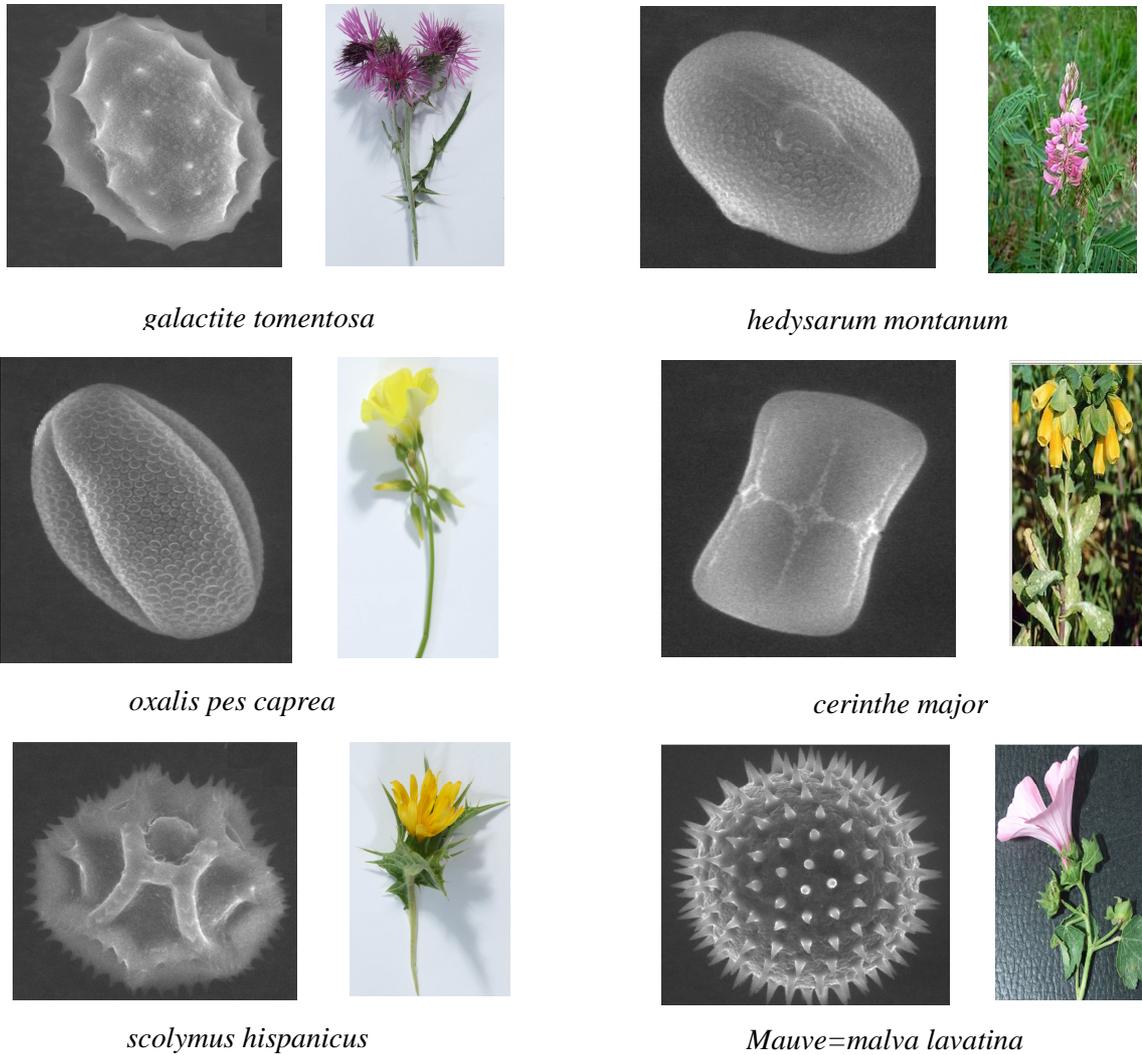


Fig.2: Les différents grains de pollen et leurs plantes correspondantes [94]

3. Prétraitement des images

Comme nous pouvons le constater, ces images prises, quelles que soient leurs orientations, diffèrent en forme et en texture. Avant la phase d'extraction des paramètres, nous faisons d'abord subir à ces images un prétraitement qui consiste au filtrage et une binarisation. qui nous permettent d'éliminé les bruit et les défauts surchargeant l'image dus à l'éclairage et au processus d'acquisition.

3.1 Filtrage

Le filtrage est une procédure qui consiste à ne garder que les pixels dont les propriétés quantitatives sont dans un intervalle donné. Il permet d'éliminer les bruits et défauts qui surchargent l'image dus à l'éclairage et au processus d'acquisition. Cela se fait sans perte d'information utile. Il existe plusieurs filtres parmi lesquels on peut citer le filtrage morphologique, le filtrage linéaire, le filtrage non linéaire, le filtrage adaptatif. Dans notre étude, le filtre médian qui est un filtre adaptatif d'ordre non linéaire est utilisé. Il est réalisé en affectant la valeur du pixel central d'une fenêtre par celle se trouvant au milieu, en ordonnant le pixel et ses voisins d'une façon croissante. Il élimine les bruits impulsionnels. Il permet d'éliminer des pixels isolés ou les traînées fines noyées dans des zones assez homogènes et il préserve les contours.

3.2 Binarisation

La binarisation consiste à convertir des images en niveau de gris en images binaires. Notre objectif est d'extraire l'objet du fond pour faciliter les traitements. Plusieurs méthodes ont été développées sur la binarisation [95]. Dans notre travail, nous avons utilisé la méthode Otsu [96]. Otsu est une méthode de binarisation globale et elle est basée sur l'histogramme de l'image. Elle nous assure une meilleure classification des pixels en deux classes par un seuillage automatique. Le seuillage permet de séparer les pixels en deux classes C_1 et C_2 à partir d'un seuil t , tel que C_1 corresponde aux pixels de niveau de gris compris entre 0 et t et C_2 à ceux de niveau de gris compris entre t et L . Une de ces classes contient toujours le fond, et l'autre l'objet de l'image. On a:

$$C_1 = \{0, 1, \dots, t\} \text{ et } C_2 = \{t + 1, \dots, n_g - 1\},$$

où n_g est le nombre de niveaux de gris. La détermination du seuil optimum est effectuée en maximisant l'un des critères suivants :

$$\lambda(t) = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_w^2} \quad (56)$$

$$\eta(t) = \frac{\sigma_b^2}{\sigma^2} \quad (57)$$

$$k(t) = \frac{\sigma^2}{\sigma_w^2} \quad (58)$$

où σ_w^2 est la variance d'une classe, σ_b^2 la variance interclasse et σ^2 la variance totale. Variances sont données par :

$$\sigma^2 = \sum_{i=0}^{n_g-1} (i - \mu)^2 p_i \quad (59)$$

$$\mu = \sum_{i=0}^{n_g-1} i p_i \quad (60)$$

$$p_i = \frac{h_i}{N} \quad (61)$$

Avec p_i comme probabilité du niveau de gris i , h_i la fréquence d'apparition du niveau de gris i et N , le nombre total de pixels dans l'image. On note que :

$$\sigma_b^2 = p_t q (\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (62)$$

$$p_t = \sum_{i=0}^t p_i \quad (63)$$

$$q = 1 - p_t \quad (64)$$

$$\mu_1 = \frac{\mu - \mu_s}{1 - p_t} \quad (65)$$

$$\mu_2 = \frac{\mu_s}{p_t} \quad (66)$$

$$\mu_s = \sum_{i=0}^t i p_i \quad (67)$$

Les trois critères $\lambda(t)$, $\eta(t)$ et k sont équivalents. Le seuil optimum le plus simple à utiliser consiste à maximiser $\eta(t)$.

3.3 Extraction de contour

Les techniques de détection de contours analysent souvent une image dans sa globalité sans tenir compte des spécificités des différentes régions de l'image. Comme conséquence, des contours sont bien détectés dans certaines zones et mal détectés dans d'autres au sein d'une même image. Pour mener à bien l'opération de détection de contours et remédier à cet état de fait, il est nécessaire de choisir des méthodes adaptables selon les caractéristiques des images dans leur globalité (bruit, flou, et netteté).

La performance d'un détecteur est étroitement liée au temps de calcul et à l'efficacité de la détection. L'efficacité des détecteurs, peut être définie selon les trois critères suivants [97]:

- bonne détection: tous les contours doivent être détectés (sans omission de certains pixels sur le contour à détecter),
- bonne localisation: les contours détectés doivent se trouver à leur position idéale.
- suppression des réponses multiples: un détecteur ne doit pas fournir de réponses multiples ou de faux contours. Il existe plusieurs facteurs qui peuvent corrompre la performance de la détection de contours dans les images. Ceux-ci incluent le bruit, l'interférence entre les contours adjacents et les erreurs de précision dues au caractère discret de la grille de définition de l'image. De plus, un contour peut se retrouver dans une zone nette, ou noyé dans une zone bruitée ou floue. Pour le détecter, il faudra donc utiliser un détecteur approprié à la caractéristique de la zone (Ziou et al., 1998). les méthodes utilisés pour la détection de contour sont les algorithmes basés sur le gradient (ou opérateurs du premier ordre), sur le Laplacien (ou opérateurs du second ordre), les algorithmes multi-échelles et ceux utilisant des filtres sophistiqués.

Dans le cas des algorithmes basés sur le gradient (ou opérateurs du premier ordre), les pixels contours sont localisés aux positions où le gradient exhibe des extrema locaux. L'opérateur gradient agit comme un filtre passe-haut d'où la forte sensibilité au bruit de ces algorithmes [98].

Pour les algorithmes basés sur le Laplacien (ou opérateurs du second ordre), les pixels contours sont localisés aux endroits de passage à zéro du Laplacien de l'image. Cette approche a l'avantage de livrer des contours fins et fermés mais sa sensibilité au bruit est plus grande par rapport à l'approche gradient. Quant aux algorithmes multi-échelles, ils décomposent l'image en sous-bandes spatio-fréquentielles passe-haut et passe-bas, opèrent une détection de contours de type gradient ou Laplacien dans chacune des sous-bandes puis fusionnent les résultats de la détection.

Dans notre travail nous avons utilisé le suivi de contour par connexité pour son efficacité à la détection de contour (fig.3).

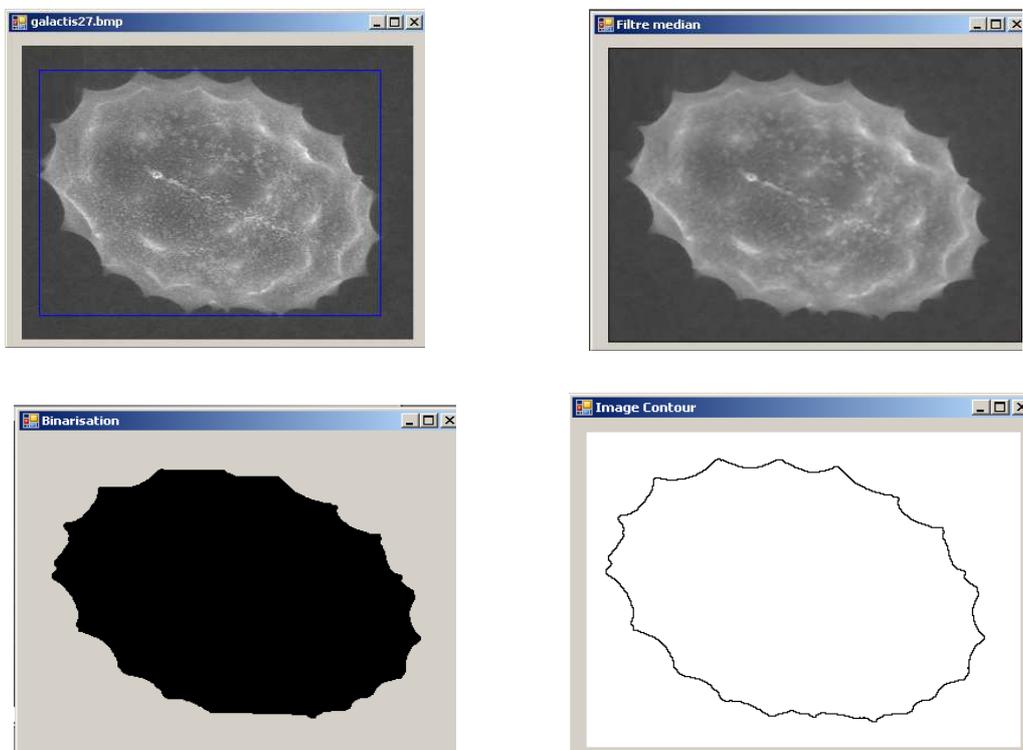


Fig.3 Prétraitements : **a.** Images initiale, **b.** Filtre médian, **c.** Binarisation, **d.** Contour

4. Calcul des paramètres

Dans notre étude, pour caractériser les grains de pollen, nous avons utilisé, en premiers lieu, les descripteurs de la forme et de taille, en deuxième lieu, les paramètres de la texture et en troisième, ces deux types

de paramètres ensemble réunis. Initialement, il a fallu extraire un nombre maximum possible de paramètres mesurables qui doivent présenter la particularité d'être invariants à la rotation et à la translation et qui sont pertinent et robuste à toute variation que se soit la position de l'objet ou bien l'éclairage, et aussi au bruit causé par le matériel d'acquisition, puis réduire le nombre de paramètres. Concernant notre application, nous nous sommes opté pour l'analyse en composantes principales pour son efficacité et sa divergence.

La quasi-totalité de l'information dans les deux ou trois premières composantes, les autres composantes ne renfermant généralement que du bruit.

4.1. Paramètres de forme

La caractérisation d'un objet est une étape très importante dans tout processus de reconnaissance de formes. Habituellement, l'expérience a montré qu'il faut extraire le maximum de paramètres à partir de l'image de l'objet. Le nombre de ces paramètres ne peut être réduit qu'en appliquant une méthode automatique comme, par exemple, l'analyse en composantes principales [83]. Dans la présente étude, pour caractériser les grains de pollen, seuls les paramètres de forme extraits sont présentés. Ainsi, la première catégorie de paramètres calculés est la suivante (fig.4): le périmètre P , la surface S , la compacité C , l'axe majeur AA' et l'axe mineur BB'

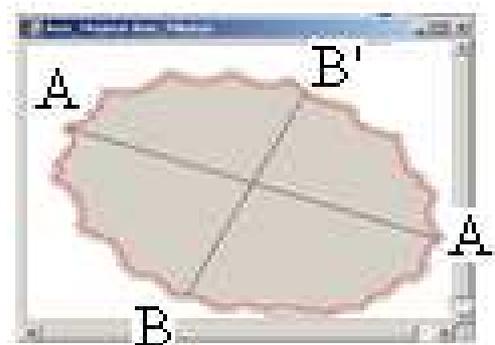


Fig.4 Image-paramètres calculus

- *Le périmètre*

C'est le nombre de pixels qui composent le contour de l'objet. Dans la réalité il est donné par la somme des segments de droites reliant les points consécutifs du contour de l'objet. La distance entre deux points A, B de contour de coordonnées (x_1, y_1) , (x_2, y_2) respectivement est donnée par la formule suivante:

$$Distance(A, B) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (68)$$

- *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 :

$$C = 4\pi S / P^2 \quad (69)$$

- *l'axe majeur AA'*

- *l'axe mineur BB'*

Ces deux axes sont calculés à partir du centre de gravité $G(X_g, Y_g)$ ou l'axe d'inertie : $I(X_I, Y_I)$ avec :

$$X_g = \sum_{i=1}^{i=N} x_i / N \quad \text{et} \quad Y_g = \sum_{i=1}^{i=N} y_i / N \dots \quad (70)$$

$$X_I = \sum_{s=1}^{s=N_s} x_s / N_s \quad \text{et} \quad Y_I = \sum_{s=1}^{s=N_s} y_s / N_s. \quad (71)$$

Le tableau 2 donne les valeurs de ces paramètres pour les différents pollens étudiés. Dans ce tableau, les espèces de pollen sont désignées dans la première colonne par des numéros conformément à la figure 1

précédente. La première ligne de tableau correspond aux paramètres ci-dessus.

Les numéros de la première colonne correspondent :

1. *Oxalis pes-caprea*,
2. *Galactite tomentosa*,
3. *Malva lavatina*,
4. *Scolymus hispanicus*,
5. *Hedysarum montanum*,
6. *Cerithe major*

Tableau 2. Exemples de valeurs des paramètres

	S	P	C	AA'	BB'
1	95820	1670,25	0,43	342,40	210.13
2	48964	1133.87	0,47	226,62	95.911
3	197622	4207,58	0,14	422.22	373.23
4	93823	1895.36	0.33	321.31	215.55
5	120993	2284,87	0,29	316,51	271.43
6	71103	1442.81	0.42	274.85	174.41

- *Les moments invariants*

D'autres paramètres invariants de moments ont été ensuite calculés. La formulation générale de ces moments géométriques d'ordre $(p+q)$, dans le cas d'une image numérique, est donnée par l'équation suivante :

$$m_{pq} = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} i^p j^q f(i, j); \quad p, q = 0, 1, \dots, \infty \quad (72)$$

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

Le moment d'ordre 0, m_{00} et ceux d'ordre 1, m_{01} , et m_{10} , sont d'utilité limitée puisqu'ils varient à chaque changement de l'origine, de l'échelle et de l'orientation de l'objet. Un ensemble de moments invariants serait,

ainsi, plus utile. Ceci peut être effectué en calculant, d'abord, les moments centrés donnés par l'équation (3) :

$$\mu_{pq} = \sum_i \sum_j (i - \bar{x})^p (j - \bar{y})^q f(i, j) \quad (73)$$

$$\text{où } \bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \text{ et } \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

Ceci nous permet de calculer, ensuite, les moments centrés normalisés en utilisant l'expression (4) :

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{s^{\frac{p+q}{2}+1}}; \quad p+q \geq 2 \quad (74)$$

où S représente la surface de l'objet.

A partir de ces moments centrés normalisés, nous avons calculé un ensemble de six paramètres invariants par translation, rotation et homothétie pour caractériser la forme des grains de pollen. Ces moments invariants sont les suivants [14][15]:

- *Invariants du second ordre*

$$\Phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \quad (75)$$

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

- *Invariants du troisième ordre*

$$\Phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \quad (76)$$

$$\Phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \quad (77)$$

$$\begin{aligned} \Phi_5 = & (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ & (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{21} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (78)$$

$$\Phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \quad (79)$$

Le tableau 3 montre des valeurs des ces moments pour les six différents grains de pollen étudiés.

Tableau 3. Exemples de valeurs ($\times 10^{-3}$) des moments

	φ_1	φ_2	φ_3	φ_4	φ_5	φ_6
1	167.02	0.115	0.26	29.72	0.483	0.32
2	166.77	0.035	8057.74	28.82	0.437	0.17
3	168.78	0.709	1.59	24.167	-0.15	-0.64
4	167.33	0.223	1.01	56.11	-0.55	7510.5
5	166.72	0.0002	0.0004	28.52	0.422	0.12
6	169.49	0.95	2.13	34.18	0.730	1.05

4.2. Paramètres de texture

Le concept de texture ainsi que les formules d'y afférant sont décrites dans le chapitre précédent, que nous avons opté pour la matrice de cooccurrence pour l'analyse d'image microscopique des pollens étudiés car elle décrit bien la relation sur le voisinage des pixels. Cela permet un traitement de l'image de manière propre pour diviser l'image en texture de même catégorie. Elle préserve aussi la propriété d'invariance par rotation et translation. Rappelons que la matrice de cooccurrence $M_c(a,b)$ est composée de nombre d'occurrences de couples de pixels de niveaux de gris respectivement a et b séparés par le vecteur de translation t . Ce vecteur de translation est une relation géométrique qui relie les niveaux de gris a et b définie avec un pas et une direction. Pour une image quantifiée sur L niveaux de gris, la matrice de cooccurrence est carrée et d'une dimension $L \times L$. Ainsi que la taille d'une matrice de cooccurrence est proportionnelle au nombre de niveaux de gris de la texture. Pour $L = 256$, il faudrait donc des matrices carrées de taille 256×256 . De plus, il faut considérer une matrice par vecteur de translation, ce qui entraîne un nombre assez élevé de descripteurs de texture. Les paramètres de texture que nous avons calculés sont les suivants :

- *Homogénéité locale HL*

$$HL = \frac{1}{N_c} \sum_a \sum_b \frac{1}{1 + (a + b)^2} MC_t(a, b) \quad (80)$$

- *Homogénéité H*

$$H = \frac{1}{N_C^2} \sum_a^{L-1} \sum_b^{L-1} (MC_t(a, b))^2 \quad (81)$$

- *Contraste T*

$$CONT = \frac{1}{N_C (L-1)^2} \sum_{k=0}^{L-1} k^2 \sum_{|a-b|=k} MC_t(a, b). \quad (82)$$

- *L'entropie ENT*

$$ENT = 1 - \frac{1}{N_C \cdot \ln(N_C)} \sum_a \sum_b MC_t(a, b) \cdot \ln(MC_t(a, b)) \cdot 1_{MC_t(a, b)} \quad (83)$$

$$\text{avec: } 1_{MC_t(a, b)} = \begin{cases} 1 & \text{si } MC_t(a, b) \neq 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

- *La corrélation Corr*

$$Corr = \frac{1}{N_C \cdot \sigma_x \cdot \sigma_y} \left| \sum_a \sum_b (a - m_x)(b - m_y) MC_t(a, b) \right| \quad (84)$$

avec :

$$m_x = \frac{1}{N_C} \sum_a \sum_b a MC_t(a, b). \quad (85)$$

m_x étant la moyenne pondérée des lignes de $MC_t(a, b)$

- *La directivité Dir*

La directivité présente les pixels de même niveau de même niveaux de gris selon, le vecteur de translation.

$$Dir = \frac{1}{N_C} \sum_a MC_t(a, a) \quad (86)$$

- L'uniformité Unif

(87)

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

Le tableau 34 montre des valeurs des ces paramètres pour les six différents grains de pollen étudiés et selon la direction 45°.

Tableau.4. Exemple de paramètres de texture calculés pour différents grains

	H	HL	Ent	Corr	Dir	Unif	Cont
1	0.2828	0.9151	0.1493	0.9355	0.8316	0.2784	0.1471
2	0.22	0.8809	0.1598	0.8919	0.7652	0.2121	0.2501
3	0.158	0.8919	0.1744	0.9407	0.7901	0.1538	0.2346
4	0.202	0.8876	0.1589	0.9249	0.7774	0.193	0.1984
5	0.2446	0.9079	0.1598	0.9543	0.82	0.2402	0.2291
6	0.154	0.8899	0.1781	0.9472	0.7814	0.1474	0.2516

5. Réduction des paramètres par l'ACP

Pour réduire le nombre de paramètres, nous avons utilisé l'Analyse en Composantes Principale (ACP) décrite dans le chapitre précédent. Rappelons toutefois qu'elle permet de réduire l'espace de représentation des paramètres. Parmi tous ses indices, nous cherchons d'abord celui qui nous permet de voir au mieux les individus celui pour lequel la variance est maximale. Cet indice est appelé la première composante principale. Ensuite on cherche la deuxième composante principale et pour ceci deux conditions sont nécessaires :

- avoir la corrélation nulle avec la première.
- avoir à son tour la plus grande variance.

Cette deuxième composante principale contient la plus grande information complémentaire à la première. Ce processus continu jusqu'à ce qu'on arrive à la plus faible composante principale qui contient le minimum d'information sur les individus. L'ACP s'applique sur des tableaux centrés de n lignes et m colonnes. Elle s'applique, soit sur des variables exprimés

dans la même unité, soit sur des données centrées réduites lorsque les variables sont constitués de variables de différentes natures. La transformation se fait en soustrayant la moyenne de chaque variable à chaque valeur numériques (individus) on obtient des variables centrés. Le nouveau tableau est constitué de variables centrées réduites de même dimension que le tableau initiale. L'algorithme est donné en figure 8 du chapitre précédent et les figures suivantes donnent quelques exemples obtenus de l'ACP.

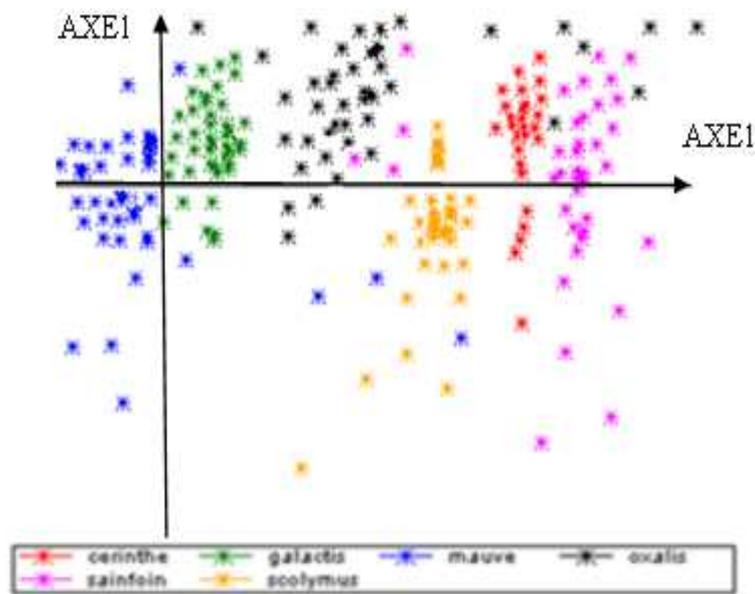


Fig.5 Projection des données selon les deux premiers axes principaux utilisant les paramètres de forme

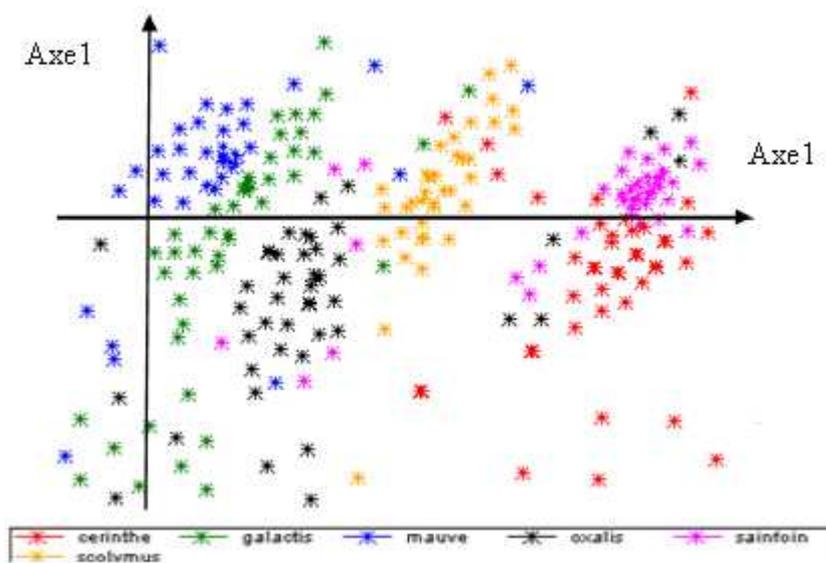


Fig.6 : Projection des données selon les deux premiers axes principaux en utilisant les paramètres de texture

6. Classification Automatique et décision

Nous avons effectué l'opération de la classification et de la décision pour chaque approche. Après l'obtention d'un nouveau tableau variable/individu de dimensions 344x5, nous procédons à la formation des classes des grains en présence. Il est possible, pour nous, de former nous-mêmes ces classes puisque nous connaissons chacune des espèces des pollens qui les forment. Cependant, de manière générale, l'utilisation d'une méthode non supervisée de classification est mieux indiquée surtout dans le cas particulier du pollen qui peut être mélangé à d'autres espèces lors de la cueillette des fleurs. Pour procéder à cette opération de manière automatique, nous avons le choix d'utiliser une méthode non supervisée et non paramétrique parmi la panoplie de méthodes de classification automatique qui existent. Parmi ces méthodes, les plus utilisées sont, sans doute, la méthode des k-means et les méthodes hiérarchiques ascendantes ou descendantes. Pour notre application, c'est la méthode des k-means que nous avons adoptée pour sa simplicité de mise en œuvre et la qualité des résultats qu'elle offre. Notons toutefois que le déroulement de cette méthode demande à l'utilisateur de fixer lui-même une partition initiale sous forme de classes ou de centres de classes. Dans notre application, c'est la version de la méthode des k-means qui détermine automatiquement la partition initiale que nous avons utilisée. Un nombre de 334 images de pollen parmi les 600 a servi à cette classification qui constitue l'apprentissage. Ainsi chaque classe formée est représentée par son vecteur moyenne ou centre de gravité. Après cette opération de classification automatique qui a vu la formation des classes en présence, nous procédons à la phase de caractérisation où il s'agit de décider si une forme inconnue possède les caractéristiques d'une classe ou non. Cette phase de reconnaissance d'un grain inconnu à l'une des six classes est effectuée en calculant la distance euclidienne entre le vecteur paramètres du grain inconnu et le vecteur moyenne ou centre de gravité de chacune

des classes. Le grain inconnu est affecté à la classe qui correspond à la distance la plus faible.

7. Résultats

En reconnaissance de formes, les taux de reconnaissance (TL), de confusion (TC) et de rejet (TR) correspondent à des estimateurs classiques de la moyenne C sur une base de test [99]. Ils sont définis par :

$$TL = \frac{\text{nombre d'entités bien reconnues}}{\text{nombre total d'entités présentes au classifieur}} \quad (88)$$

$$TC = \frac{\text{nombre d'entités mal reconnues}}{\text{Nombre total d'entités présentes au classifieur}} \quad (89)$$

$$TR = \frac{\text{nombre d'entités rejetées}}{\text{Nombre total d'entités présentes au classifieur}} \quad (90)$$

Le taux de confusion est lié au taux de reconnaissance (TL) et au taux de rejet (TR) par la relation

$$TR + TL + TC = 100 \quad (91)$$

Ces mesures peuvent être utilisées pour calculer d'autres mesures permettant d'évaluer les performances qui consistent à mesurer la fiabilité de la réponse du classifieur. Généralement, le taux de fiabilité (TF) correspond au nombre d'entités reconnues par rapport au nombre d'entités non rejetées (2.6).

$$TF = \frac{TL}{100-TR} \quad (92)$$

Nous illustrons les fonctionnements et les résultats de nos algorithmes sur les images microscopiques de grains de pollen qui sont visitées par les abeilles et qui existent dans les miels de la région de Tizi-Ouzou .Cette base de données contient 378 images de 6 espèces codées sur 8 bits sur fond noir savoir, *oxalis pes caprea*, *galactis tomentosa*, *scolymus hispanicus*, *Hedysarum montanum*, *malva lavatina*, *cerinthe major*. Notre base de données est scindée en deux ensembles : ensemble d'apprentissage, ensemble de test. L'ensemble d'apprentissage est utilisé comme ensemble de référence il permet de fixer les paramètres du

système de reconnaissance de pollen. L'ensemble de base de test permet de tester et de valider le système en lui présentant des images des échantillons lui étant totalement inconnues. Pour estimer concrètement et voir les performances de chacun des approches et des algorithmes utilisés nous avons utilisé les matrices de confusion : en ligne les vraies classes d'appartenance, en colonne les classes d'appartenance prédites voir les figures ci-après. Dans le cas idéal (sans permutation), les éléments diagonaux constituent les points bien classés alors les éléments anti-diagonaux représentent les erreurs de l'algorithme. Malheureusement, il arrive que l'on ait une permutation des classes due à une initialisation différente ou à la nature aléatoire de la méthode. Les figures suivantes montrent la classification obtenue par notre méthode.

Nous allons calculer le taux de reconnaissance de chaque classe, le taux de rejet de chaque classe. A la fin nous allons calculer le taux de reconnaissance total et le taux de rejet total.

Tableau 6 La matrice de confusion en utilisant les paramètres de forme

		Classes réelles						Rejet	Total
		1	2	3	4	5	6		
Classe prédites	1	38	0	0	0	1	0	7	46
	2	0	40	0	3	2	0	2	47
	3	0	0	35	0	0	2	3	40
	4	0	3	0	33	5	0	5	46
	5	0	1	0	8	34	0	2	45
	6	0	0	0	0	0	40	2	42

En utilisant la forme, La matrice de confusion nous montre que un grain de *cerinthe major* est classifié dans la classe de *l'hispanicus montanum* et sept grains de la cerinthe major sont rejetés c.à.d. ne se sont pas reconnu par le système. Trois grains de *galactite tomentosa* sont confondu avec le *scolimus* quatre grains de *galactite tomentosa* sont rejeter. Deux grains de, *malva lavatina* sont chevauches avec la classe de *scolimus* et trois grains sont rejeter. Un grain de l'*oxalis pes-capera* et confondu avec le *galactite tomentosa* et cinq grains sont confondus avec *l'hispanicus montanum* et cinq grains sont rejetés. Huit grains de *l'hispanicus*

montanum se sont chevauchés avec l'oxalis pes-capera ; un grain avec le galactite et deux grains sont rejetés. Le scolimus n'a pas été confondu avec d'autres grains mais deux grains sont rejetés.

Tableau 7 Taux de reconnaissance basé sur la forme

	TR	TJ	TR total	TJ total
1	82.6%	15.21 %	82.95%	5.21%
2	85.1%	4.25%		
3	87.5%	0.07%		
4	71.73%	10.86%		
5	75.55%	0.44%		
6	95.23%	4.76%		

Comme le montre le tableau 7, la première méthode utilisant les caractéristiques morphologiques donne un taux de bonne reconnaissance globale de 82.95% calculé sur l'ensemble des échantillons choisis pour la vérification. Le taux de confusion important entre la classe de l'*hispanicus montanum* et la classe de l'*oxalis pes-capera* est dû à la similarité morphologique élevée de ces deux espèces.

Tableau 8 Matrice de confusion en utilisant les paramètres de texture

	1	2	3	4	5	6	Rejet	Total
1	41	0	0	0	0	0	5	46
2	0	38	2	0	0	3	4	47
3	0	2	30	0	0	1	7	40
4	0	0	0	40	3	0	3	46
5	0	0	0	4	39	0	2	45
6	0	0	0	0	0	40	2	42

Avec la texture Nous observons que 5 grains de cerinthe major sont rejetés et cette espèce n'est pas confondue avec d'autres espèces. Deux grains de la galactite tomentosa se sont chevauchés avec la mauve et un grain est confondu avec le scolymus hispanicus et quatre grains de galactite sont rejetés. Deux grains de mauve se sont chevauchés avec le galactite, un grain de pollen de mauve et confondu avec le scolymus

hispanicus et sept grains sont rejetés. Trois grains de l'*oxalis pes-capera* sont confondus avec l'*Hedysarum montanum* et trois grains sont rejetés. Quatre grains de l'*Hedysarum montanum* sont confondus avec *oxalis pes-capera* et deux grains sont rejetés. Le *scolimus* n'est pas confondu avec d'autre espèce mais deux grains sont rejetés.

Tableau 9 Taux de reconnaissance en basant sur la texture

classes \	TR	TJt	TR total	TJ total
1	89.13%	10.86%	85.59%	8.83%
2	80.85%	8.5%		
3	75%	17.5%		
4	86.95%	6.52%		
5	86.66%	4.44%		
6	95%	4%		

En utilisant les caractéristiques de texture, le taux de reconnaissance global est de 85.59% et celui du rejet est de 8.83%. Par rapport à la première approche utilisant les paramètres morphologiques nous avons enregistré une amélioration de 2.64%.

En utilisant, ensemble les paramètres de formes et de texture, nous obtenons la matrice de confusion suivante (tableau 10):

Tableau 10 Matrice de confusion avec les paramètres de forme et de texture

	1	2	3	4	5	6	Rejet	Total
1	43	0	0	0	0	0	3	46
2	0	42	0	1	0	0	4	47
3	0	0	40	0	0	0	0	40
4	0	0	0	41	2	0	3	46
5	0	0	0	4	40	0	1	45
6	0	0	0	0	0	40	2	42

Nous observons que la confusion entre les espèces est réduite ainsi le nombre des grains de pollen non reconnu.

Tableau 11 Taux de reconnaissance pour chaque espèce et taux global

Classes \	TR	TJ	TR total	TJ total
1	93.47%	6.52%	92.67%	4.71%
2	89.36%	8.51%		
3	100%	0%		
4	89.13%	6.52%		
5	88.88%	2.22%		
6	95.23%	4.76%		

Le tableau 11 Nous montre qu'en combinant les paramètres de forme et de texture le taux de reconnaissance est amélioré à 92.67% et le taux de rejet est redescendu à 4.71%.

Tableau 12 Matrice de confusion en augmentant les échantillons de la base d'apprentissage pour la Forme

	1	2	3	4	5	6	Rejet	Total
1	39	0	0	1	3	0	3	46
2	0	42	0	0	0	3	2	47
3	0	0	37	0	0	2	1	40
4	0	1	0	36	5	0	4	46
5	0	0	0	5	38	0	2	45
6	0	0	0	0	0	40	2	42

La matrice de confusion nous montre une diminution remarquable de la confusion entre les espèces en augmentant le nombre d'échantillons de base d'apprentissage.

Tableau 14 Taux de classification et le rejet globaux

Taux de classification global	Taux de rejet global
86.62%	5.19%

Tableau 15 matrice de confusion en augmentant d'échantillons de base d'apprentissage pour la texture

	1	2	3	4	5	6	Rejet	Total
1	41	0	0	0	1	1	3	46
2	0	39	0	2	0	0	6	47
3	0	0	34	0	0	0	6	40
4	0	0	0	41	2	0	3	46
5	0	0	0	4	40	0	1	45
6	0	0	0	0	0	40	2	42

La matrice de « confusion Texture » nous montre une diminution de la confusion entre les espèces en augmentant le nombre d'échantillons de base d'apprentissage

Tableau 16 Taux de classification et le rejet globaux

Taux de classification global	Taux de rejet global
88.39%	7.96%

Le tableau **3.13** nous montre qu'après l'augmentation de nombre d'échantillons de base d'apprentissage le taux de bonne classification est amélioré de 1.77% pour la texture.

Tableau 17 . Matrice de confusion en augmentant le nombre d'échantillons de base d'apprentissage pour la forme et la texture

	1	2	3	4	5	6	Rejet	Total
1	44	0	0	0	0	0	2	46
2	0	43	0	1	0	0	3	47
3	0	0	40	0	0	0	0	40
4	0	0	0	42	2	0	2	46
5	0	0	0	2	42	0	1	45
6	0	0	0	0	0	40	2	42

La matrice de confusion nous montre une diminution importante de la mauvaise classification en augmentant le nombre d'échantillons de base d'apprentissage.

Tableau 18. Taux de classification global et le rejet globaux après l'augmentation de nombres d'échantillons dans la base d'apprentissage

Taux de classification global	Taux de rejet global
94.49%	3.67%

Ce tableau nous montre qu'en augmentant le nombre d'échantillons de base d'apprentissage notre méthode a enregistré un taux de bonne classification de 94.49% et un taux de rejet de 3.67%.

Tab.19 Comparaison des taux de reconnaissance global avant et après augmentation d'échantillons de la base d'apprentissage

Taux de reconnaissance avec la première base d'apprentissage	Taux de reconnaissance après l'augmentation de la base d'apprentissage
92.67%	94.49%

En comparant les trois méthodes (en utilisant la forme, la texture, la forme et la texture). Nous constatons que le meilleur taux de reconnaissance est 94.49% enregistré, lors de la combinaison des descripteurs de forme et de texture. Donc Nous observons qu'après l'augmentation de la taille de la base d'apprentissage, le taux de reconnaissance s'est amélioré et la confusion et le taux de rejet se sont réduits dans tout les cas. Alors Pour avoir l'assurance d'une amélioration de la qualité de classification et du taux de reconnaissance plus élevés, il faut fusionner les paramètres de forme et de texture et utiliser une base de test plus grande.

Le taux d'erreur le plus important est dû à la confusion entre les classes. Cela peut s'expliquer par la similarité structurelle élevée de ces deux classes et il est difficile de les distinguer même manuellement sur un certain nombre d'images.

D'après les matrices de confusion Nous pouvons observer que nous obtenons de meilleurs résultats avec l'augmentation de nombre d'exemple de la base d'apprentissage. On peut cependant dire qu'en utilisant la base d'apprentissage plus grande, le système de reconnaissance apporte une

amélioration remarquable de taux de reconnaissance mais le temps d'exécution est plus élevé.

8. Conclusion

Si dans certains domaines d'applications la reconnaissance de formes donne des résultats avec une très grande précision, dans d'autres où les objets à reconnaître présentent une grande variabilité, le taux de reconnaissance est nettement réduit. Dans de tels cas, des taux de rejet qui correspondent à la décision de ne pas classer la forme sont souvent introduits. En effet, le rejet est parfois nécessaire et il est préférable de l'augmenter quitte à baisser les taux de reconnaissance, ce qui mène à une prise de décision avec un risque. Cependant, ceci n'est pas toujours conseillé car, dans certains domaines comme la médecine, il est recommandé de ne, surtout, pas prendre le risque de rater un événement critique en confondant des données anormales avec celles qui sont normales. Dans notre application, le rejet a été introduit pour éviter des confusions dans la prise de décision. Par ailleurs, si le taux global de reconnaissance a été évalué à 82.95 % en utilisant les paramètres de forme, en utilisant les paramètres de texture, ce taux a été élevé à 85.59%. Par ailleurs, en combinant les deux types de paramètres, le taux de reconnaissance obtenu est meilleur par rapport aux précédents. Compte tenu de la diversité des pollens qui varient en forme, texture et couleur, la combinaison des paramètres liés à ces trois caractéristiques améliorerait le taux de reconnaissance. Ainsi, en augmentant la base d'apprentissage le taux de reconnaissance est élevé à 94.49 %. Il serait aussi intéressant d'appliquer la méthode à plusieurs autres espèces de pollens en précisant les différentes catégories de type allergie, pollinisation, OGM, miel etc. Notons toutefois que la cueillette des fleurs doit être effectuée avec beaucoup de précaution et à des moments précis de la journée pour éviter des mélanges avec d'autres espèces et que l'acquisition des images à l'aide d'un microscope à balayage est une opération lente et nécessite la présence d'un opérateur expérimenté.

Conclusion générale

Les problèmes posés par la vision par ordinateur sont multiples et encore loin d'être résolus car ils sont souvent très complexes. Lors de la reconnaissance d'objets, se posent plusieurs problèmes comme l'adaptation à une grande variété de situations comme par exemple le changement de fond, les variations d'illuminations, les occultations, ou les changements de points de vue etc. La reconnaissance de formes a donné des résultats très intéressants pour certaines applications. Dans d'autres cas, par contre, le taux de reconnaissance est encore à améliorer d'avantage. Ceci dépend beaucoup des moyens matériels liés à la qualité des images, à l'éclairage et aux caractéristiques même de l'objet à reconnaître. Dans le cas du pollen, aucun système connu n'a atteint jusqu'à présent, un taux de reconnaissance de cent pour cent. En ce qui concerne notre travail, le taux global de reconnaissance obtenu est de 94%. Ce taux est valable seulement pour les six espèces de pollen que nous avons étudiés. En augmentant le nombre d'échantillons dans la base d'apprentissage ou en modifiant la méthode de reconnaissance, ce taux peut être augmenté. Le langage utilisé pour réaliser le logiciel dans le cadre de ce mémoire est le visual studio C# qui est un langage de programmation orienté objet .

Ce travail a constitué une contribution à l'identification de grains de pollen d'une manière générale. Mais les applications et les objectifs peuvent être divers. En effet, on peut spécialiser notre étude pour différentes applications comme l'étude rétrospective des pollens fossiles pour reconstituer les paléoenvironnements et paléoclimats, en aéro-palynologie où il s'agit d'analyser la présence dans l'air de différents types de pollens pour aider les allergologues, pour analyser, en méliissopalynologie, l'origine florale d'un miel etc .

En perspective de ce travail, en plus de ces spécialisations, il serait intéressant de saisir les images des grains de pollen en temps réel. Une liaison directe entre le micro-ordinateur et le microscope est dans ce cas

souhaitée. Les traitements seront effectués en temps réel. La méthodologie peut aussi être modifiée en obtenant des images des grains de pollen dans l'espace 3D ou en procédant à la reconnaissance structurelle des faces des images dans l'espace 2D. Ceci pourrait constituer un thème pour la suite de notre travail de recherche dans ce domaine.

[1] S. Tonkov, E. Marinova, Pollen and plant macrofossil analyses of radiocarbon dated mid-Holocene profiles from two subalpine lakes in the Rila Mountains, Bulgaria, Quaternary research 24.121-130(1985), University St. Kliment Ohridski, 8 Dragan Tsankov bd., Sofia 1164, Bulgaria, 2004.

[2] Treatment of grass pollen allergy: focus on a standardized grass allergen extract-Grazax. Calderón M, Brandt T. *Ther Clin Risk Manag.* 2008;4(6):1255-60.

[3] **Hélène Gassie**, Analyse et évaluation des conséquences sur l'environnement agricole de la mise en culture de maïs OGM, <http://www.amisdelaterre.org/Contamination-OGM-en-Lot-et.html>, 2006

[4] A. Maurizio, J. Louveaux, Les méthodes de la terminologie en melissopalynologie, revue en paleobotane et palynologie, Rosenweg 9, 3097 Liebefeld (Suisse), 3(1967)291-295) 1966.

[5] R. Morse & D.J. Lisk : Elemental analysis of honeys from several nations, *American Bee Journal* Nr.7, pp. 522-523, 1980

[6] R. Tomzack, Traitement d'images couleur et reconnaissance des formes appliqués à la mesure des taux de pollens dans l'air, Thèse de doctorat, Clermont-Ferrand, 1999.

[7] Boucher A. et al., Development of a semi-automatic system for pollen recognition. *Aerobiologia.* 18:195-201. 2002

[16], Pollens, université de technologie Compiègne, direction à la recherche, service d'analyse physico-chimique 2002.

[22] Treloar WJ.. Digital image processing techniques and their application to the automation of palynology. PhD thesis, University of Hull 1993.

[24] P. Bonton, A. Boucher, et al. « *Colour image in 2d and 3d microscopy for the automation of pollen rate measurement* ». In *Proceeding of 8th ECS and Image Analysis*, Bordeaux, France, 2001.

[30] Li, P. & FLENLEY, J. R. « *Pollen texture identification using neural networks* » – *Grana* 38: 59–64, ISSN 0017–3134, 1999.

[31] P. Bonton, A. Boucher, et al. « *Colour image in 2d and 3d microscopy for the automation of pollen rate measurement* ». In *Proceeding of 8th ECS and Image Analysis*, Bordeaux, France, 2001.

[32] Boucher A., Hidalgo P.J., Thonnat M., Belmonte J., Galan C., Bonton P., Tomczak R. « *Development of a semi-automatic system for pollen recognition* ». *Aerobiologia.* 18:195-201. 2002

[33] O.Ronneberger ,E.Schultz ,H.Burkhardt « *Automated pollen recognition 3D volume images from fluorescence microscopy* », *aerobiologia*18:107-115,2002.

[34] S. Tonkov ,E. Marinova ,“*Pollen and plant macrofossil analyses of radiocarbon dated mid-Holocene profiles from two subalpine lakes in the Rila Mountains, Bulgaria*”, *Quaternary research* 24.121-130(1985),University St. Kliment Ohridski, 8 Dragan Tsankov bd., Sofia 1164, Bulgaria,2004.

[35]C.A.Holdaway”*Automation of pollen Analysis using a computer microscope*”, Master of ingeneering, Massey University, NEW Zealand, 2004.

[36] b. m. h. larson , s. c. h. barret, “*A comparative analysis of pollen limitation in flowering plants* », *Biological Journal of the Linnean Society* (2000), 69: 503–520. With 3 figures, Department of Botany, University of Toronto, 25 Willcocks St., Toronto, Ontario, Canada, M5S 3B2, 1999.

[37] A. Gambarelli, V. Levizzani, P. Mandrioli,«*POLKEY: an expert system for the identification of pollen grains*», *Revue Aerobiologia*, Springer Netherlands, 0393-5965(Print) 1573-3025(Online) ,Volume 5, Number 1, 10.1007/BF02446484 17-29,Institut FISBAT- C.N.R via de Castagnoli, I-40126 Bologna, SpringerLink , mardi 1 aout 2006.

[39]G.PAllen, R.M.Houdgson, R.S.Marsland, G.Arlond, R.C.Flemme, J.Flenly, D.W.Fountain « *An Automatic recognition of Light Microscope Pollen Image.* », published paper, Massy University New Zealand, 2006.