

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMERRI DE TIZI OUZOU



FACULTÉ DE GÉNIE ÉLECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE  
DÉPARTEMENT D'AUTOMATIQUE

MÉMOIRE DE FIN D'ÉTUDES DE MASTER ACADÉMIQUE  
OPTION : AUTOMATIQUE ET SYSTÈMES

EXTRACTION DES ATTRIBUTS :  
APPLICATION À LA CLASSIFICATION DES  
VARIÉTÉS DE FEUILLES DE PLANTES

*Présenté par :*

INCHEKEL MYRIAM & KADI OUISSEM

*Soutenu devant le jury composé de :*

<i>Président</i>	Mme OUENDI FATIMA	M.C.B	UMMTO
<i>Encadrant</i>	Mme HALICHE ZOHRA	M.A.A	UMMTO
<i>Co-encadrant</i>	Mr SALMI ABDEREZAK	Docteur	UMMTO
<i>Examinatrice</i>	Mme BEDOUHENE SAIDA	M.A.A	UMMTO
<i>Examinatrice</i>	Mme NAIT BELAID OUIZA	M.A.A	UMMTO

Promotion 2023 – 2024

# Remerciements

Nous remercions Dieu le plus puissant de nous avoir accordé la force et la patience pour mener à bien ce projet, tout en espérant qu'il soit utile. Nous tenons à exprimer notre sincère reconnaissance et notre profonde gratitude aux personnes suivantes qui ont aidé à la production de cet ouvrage :

Tout d'abord, on ne remerciera jamais assez Mr SALMI ABDEREZAK et Mme HALICHE ZOHRRA pour leur patience et tout ce que nous avons partagé durant ce travail, puisque ils ont mis à notre disposition toute leurs expérience, leur connaissances et leur temps précieux et soutien moral. Leur passion pour la recherche et leur expertise nous ont inspiré et guidé à chaque étape. Nous sommes en tout cas vraiment contente d'avoir effectuée ce mémoire sous leur supervision à tous les deux.

Nos vifs remerciements s'adressent aux membres du jury, pour l'honneur qu'ils nous ont fait en examinant ce mémoire de fin d'études, leur temps, leur attention et leurs précieuses remarques lors de la présentation de notre projet. Votre expertise et vos critiques constructives ont enrichi notre travail et ont permis de le perfectionner.

On a aussi une pensée particulière pour tous ceux qui ont pu nous aider de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire de fin d'études, on adresse ici l'expression de notre immense gratitude.

# Dédicaces

Ce travail est dédié à la mémoire de mon grand-père BENDERRADJI YOUCEF qui attendait avec tant d'impatience de me voir à la fin de ce projet. Il aurait été fier de voir la réalisation de ce travail qui représente une étape importante dans mon parcours. Bien que son absence se fasse ressentir, il restera à jamais dans mon cœur.

Que Dieu ait ton âme dans sa sainte miséricorde et qu'il t'accorde le repos éternel.

Ma grand-mère, merci pour ta patience et pour avoir cru en moi. Chaque instant passé à tes côtés est un trésor que je chérirai toujours.

Que Dieu le plus puissant t'accorderas une longue vie et une guérison rapide.

À mes très chers parents évidemment, qui ont sacrifié tant de choses pour m'offrir un avenir meilleur et qui ont toujours été là pour moi. Maman, ta tendresse et nativité ont été mon phare dans les moments sombres. Papa, ta présence apaisante a fait ma force dans les moments les plus doutes, car tu es mon modèle, mon guide, et celui qui m'a montré le chemin pour construire mon avenir. Ensemble vous formez le duo qui m'a permis de devenir la personne que je suis, et vos prières m'ont permit d'atteindre ce jour

À ma chère soeur AMINA et mon cher frère AMINE, votre présence rassurante et vos encouragements m'ont poussé à aller de l'avant. J'apprécie le temps que vous avez consacré à m'écouter et me conseiller, pour les éclats de rire et la bonne humeur. Les secrets échangés ainsi que nos moments de complicité, ont tissés des liens indestructibles d'une manière que je ne saurais m'exprimer. Enfin, à mon beau frère MEHDI, je tiens à te remercier sincèrement pour ton soutien tout au long de ce projet. Je vous suis tous profondément reconnaissante pour votre amour et votre soutien.

À tous les enseignants et particulièrement mon encadrante que je ne remercierais jamais assez pour ses conseils judicieux.

Mes oncles et tantes ainsi que leur épouses, époux et enfants, et particulièrement à ma cousine Manel qui était toujours là pour moi et m'a soutenue même dans les pires moments.

À mes très chers amis qui ont été toujours là pour moi, et qui ont été très compréhensifs.

INCHEKEL.M

# Dédicaces

Je dédie ce travail à mes chers parents. Vos sacrifices, votre soutien, et votre amour sans limites ont été les piliers de ma réussite académique. Maman, ta bienveillance et ton soutien sans faille m'ont toujours portée. Papa, ta sagesse et tes conseils éclairés ont été des guides précieux. Vous êtes mes héros, et je vous en serai toujours reconnaissante.

À mes chères sœurs, Nedjma et Maya, votre présence, votre soutien et vos rires contagieux ont illuminé mon chemin à chaque étape de ma vie. Vous avez été mes alliées les plus précieuses, mes confidentes et mes complices. Je suis infiniment reconnaissante de vous avoir dans ma vie.

Mon cher frère Mouh, ta présence solide et ta bienveillance sans bornes m'ont toujours poussée à avancer. Tu as été bien plus qu'un frère : tu es mon ami le plus proche, mon confident. Ta gentillesse et tes qualités m'inspirent et me guident chaque jour.

À toute la famille Kadi et Bechihi, et en particulier à mes cousines Sarah et Melissa, merci pour votre amour et votre soutien constants.

À mes très chers amis qui ont été toujours là pour moi.

Je remercie vivement mon encadrante ainsi que tous mes enseignants. Vous serez toujours dans ma mémoire comme un symbole de sagesse et de dévouement.

# Table des Matières

<b>Table des Matières</b>	<b>i</b>
<b>Table des Figures</b>	<b>iii</b>
<b>Liste des Tableaux</b>	<b>iv</b>
<b>Introduction Générale</b>	<b>2</b>
<b>1 Contexte et but de ce travail</b>	<b>3</b>
1.1 Généralités sur les plantes . . . . .	4
1.2 Utilisation des plantes . . . . .	6
1.3 Dangers sur les plantes . . . . .	6
1.4 Analyse d'images . . . . .	7
1.4.1 Qu'est ce qu'une image? . . . . .	7
1.4.2 Étapes de traitement d'images . . . . .	9
1.5 Classification de feuilles de plantes . . . . .	10
1.5.1 Couleur . . . . .	10
1.5.2 Forme . . . . .	10
1.5.3 Texture . . . . .	11
1.6 Techniques de classification de feuilles de plantes . . . . .	12
1.6.1 Classification manuelle . . . . .	12
1.6.2 Classification automatique . . . . .	13
1.7 Processus de classification des feuilles de plantes . . . . .	13
1.8 Conclusion . . . . .	15
<b>2 Extraction d'attributs sur les feuilles de plantes</b>	<b>16</b>
2.1 Prétraitement et segmentation d'images . . . . .	17
2.1.1 Prétraitements . . . . .	17
2.1.2 Segmentation . . . . .	19
2.2 Extraction d'attributs . . . . .	22
2.3 Attributs traditionnels . . . . .	23
2.3.1 Attributs de couleur . . . . .	23
2.3.2 Attributs de forme . . . . .	29
2.3.3 Attributs de texture . . . . .	34
2.4 Attributs spécifiques . . . . .	40
2.4.1 Attributs de veines . . . . .	41
2.4.2 Attributs de marges . . . . .	43

2.5	conclusion . . . . .	44
<b>3</b>	<b>Classification et identification des variétés de feuilles de plantes</b>	<b>45</b>
3.1	Définition de la classification . . . . .	46
3.1.1	Classification supervisée . . . . .	46
3.1.2	Classification non-supervisée . . . . .	47
3.2	Méthodes de Classification supervisée . . . . .	48
3.2.1	K-plus proches voisins (K-NN) . . . . .	48
3.2.2	Machine à vecteurs de support(SVM) . . . . .	49
3.2.3	Réseaux de neurones artificiels (ANN) . . . . .	50
3.3	Méthodes de Classification non supervisée . . . . .	51
3.3.1	Algorithme des K-means . . . . .	51
3.3.2	Algorithme des Fuzzy C-means . . . . .	53
3.4	conclusion . . . . .	54
<b>4</b>	<b>Approche proposée</b>	<b>55</b>
4.1	Base d'images . . . . .	56
4.2	Système proposé . . . . .	58
4.2.1	Prétraitement et segmentation . . . . .	58
4.2.2	Extraction d'attributs . . . . .	61
4.2.3	Classification . . . . .	62
4.2.4	Evaluation . . . . .	63
4.3	Résultats et discussions . . . . .	63
4.3.1	Étude de l'impact du redimensionnement . . . . .	63
4.3.2	Étude de l'impact du filtrage . . . . .	64
4.3.3	Étude des attributs . . . . .	64
4.3.4	Étude des méthodes de classification . . . . .	66
4.4	Décision des résultats expérimentales . . . . .	66
4.5	Conclusion . . . . .	67
	<b>Annexes</b>	<b>70</b>

# Table des figures

1.1	Les organes spécifique à une plante.	4
1.2	Les différentes parties de la feuille	5
1.3	Les catégories d'usage de plantes.	6
1.4	Représentation d'une Image numérique	8
1.5	Quelques exemples d'images binaires	9
1.6	Quelques exemples d'images en niveau de gris	9
1.7	Composantes d'une image couleur	9
1.8	Illustration de quelques étapes de traitement d'image	10
1.9	Trois espèces de plantes illustrant des feuilles de différentes couleur	11
1.10	Trois espèces de plantes riches en formes.	11
1.11	Illustration de quelques types de textures.	12
1.12	Processus de classification	13
1.13	Outils d'acquisition d'images	14
2.1	Exemple de calcul de filtre moyeneur ( $3 \times 3$ )	18
2.2	Exemple de calcul de filtre gaussien ( $3 \times 3$ )	18
2.3	Exemple de calcul de filtre médian ( $3 \times 3$ )	18
2.4	Une image de 1024x1024 réduite jusqu'à une taille de 32x32.	19
2.5	Les modèles du contour	20
2.6	Segmentation obtenue par clustering suivant deux algorithmes.	21
2.7	Type des attributs en traitement d'images	22
2.8	Domaine du visible du spectre électromagnétique.	23
2.9	Espace de couleur réel RVB	24
2.10	Espace de couleurs XYZ	24
2.11	Espace de couleurs L*a*b	26
2.12	Espace de couleurs HSL	27
2.13	Espace de couleurs HSV	28
2.14	Illustration de la forme de la feuille	29
2.15	Exemple de textures déterministes	35
2.16	Exemple de textures probabilistes	35
2.17	Exemple de la GLCM	37
2.18	Matrice de probabilité	38
2.19	Exemple de calcul du LBP	40
2.20	Attributs spécifiques de la feuilles de plante : veines et marges.	41
2.21	Arrangement de veines dans la feuille de plante.	41
2.22	Illustration de l'extraction des caractéristiques de la nervation des feuilles	42

2.23	Types de dentition au niveau des marges . . . . .	43
3.1	Principe de la méthode K-plus proche voisin (KNN) . . . . .	48
3.2	Principe de la méthode SVM . . . . .	50
3.3	Structure de ANN . . . . .	51
3.4	Principe de k-means . . . . .	52
4.1	Illustration du système proposé pour l'identification de feuilles de plantes .	58
4.2	Technique de redimensionnement utilisé . . . . .	59
4.3	Conversion Gray Level . . . . .	59
4.4	Technique de vérification du fond de l'image segmentée. . . . .	60
4.5	Récapitulatif de l'étape du prétraitement et segmentation . . . . .	61
4.6	Méthodes proposées pour l'extraction des différents attributs de feuilles de plantes . . . . .	62
4.7	Exemple de normalisation [min max] . . . . .	62
4.8	Méthodes de classification proposées . . . . .	63

# Liste des tableaux

2.1	Illustration d'attributs de formes simples et morphologiques . . . . .	33
3.1	: La différence entre les trois méthodes de classification . . . . .	47
3.2	Algorithme KNN (K-voisin le plus proche) . . . . .	49
3.3	Algorithme SVM (Support Vector Machine) . . . . .	50
3.4	Algorithme de k-means . . . . .	52
3.5	Algorithme FCM . . . . .	53
4.1	Résultats de classification suivants les approches proposés . . . . .	63
4.2	Résultats de classification par rapport au filtrage suivants les approches proposés . . . . .	64
4.3	Résultats de classification en utilisant le filtre médian . . . . .	65
4.4	Résultats de classification en utilisant le filtre gaussien . . . . .	65
4.5	Résultats de classification sans filtrage . . . . .	65
4.6	Décision des expérimentation . . . . .	66

# Liste des Abréviations

- ANN* Réseaux de neurones artificiels
- CH* Histogrammes de couleur
- CIE* la Commission Internationale de l'Éclairage
- CNN* Réseaux de neurones convolutifs
- CSS* algorithme de Curvature Scale Space
- EM* Expectation-Maximisation
- FCM* Fuzzy c-means
- GF* Filtre GABOR
- GLCM* Matrice de co-occurrence de niveaux de gris
- HOG* Histogrammes des gradients orientés
- KNN* K plus proches voisins
- LBP* Motifs locaux binaires
- SVM* Machines à vecteurs de support

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

La compréhension de la diversité des espèces végétales est devenue une priorité pour les scientifiques, botanistes et écologistes dans un monde où les activités humaines menacent les écosystèmes. Une identification précise des espèces est essentielle pour protéger la biodiversité.

Les plantes jouent un rôle fondamental dans les processus écologiques, et leur classification précise est nécessaire pour garantir une gestion adéquate des ressources naturelles. Parmi les éléments les plus distinctifs et informatifs des plantes : les feuilles, qui représentent une source riche en informations visuelles, telles que la couleur, la forme et la texture. Cependant, l'identification manuelle des feuilles de plantes est une tâche laborieuse et sujette à des erreurs, ce qui a conduit à un intérêt croissant pour les méthodes automatiques de classification basées sur l'analyse d'images.

Le processus d'analyse d'images commence généralement par une étape de prétraitement, essentielle pour améliorer la qualité des données et faciliter les étapes ultérieures. Le prétraitement peut inclure des techniques telles que le redimensionnement des images, la correction des contrastes et l'élimination du bruit visuel, afin de rendre les caractéristiques des feuilles plus distinctes. La segmentation de l'image est également une étape de prétraitement importante, visant à isoler les feuilles du fond ou des autres éléments indésirables présents dans l'image. Par la suite, des attributs visuels, tels que la couleur, la forme, la texture, et parfois même la structure des nervures, peuvent être extraits. Ces attributs sont ensuite utilisés comme entrée pour les algorithmes d'apprentissage automatique, qui permettent de classer automatiquement les feuilles en fonction de leur espèce ou de leur variété.

Ce mémoire propose une approche systématique pour l'extraction des attributs des feuilles de plantes, afin de réaliser la classification des différentes variétés. Ce travail se décompose en quatre chapitres : le premier présente des généralités sur les plantes et quelques notions de base sur l'analyse et le traitement d'images ; le deuxième explore les techniques d'extraction d'attributs à partir des images de feuilles ; le troisième chapitre se concentre sur les méthodes de classification des espèces de plantes ; et enfin, le quatrième chapitre propose une mise en œuvre des méthodes élaborées dans le cadre de cette recherche.

# 1

## CONTEXTE ET BUT DE CE TRAVAIL

## Introduction

Au regard des menaces progressives qui pèsent sur les écosystèmes en raison des activités humaines direct et indirect, la compréhension de la diversité des plantes, leur évolution et interaction avec l'écosystème devient un défi non seulement pour les scientifiques concernés par la biodiversité mais aussi aux économistes, politiciens et la société de façon générale. Cette compréhension est nécessaires pour la mise en place de mesures de protection de l'environnement et la contribution au développement durable dans divers secteurs économiques. Cependant l'acquisition de connaissances précises sur l'identité des espèces de plantes est essentielle pour appréhender le règne végétal. Dans ce chapitre, nous explorerons la botanique appliquée aux plantes en abordant leur utilisation et les dangers potentiels. L'importance de l'image dans la classification automatique, réside dans sa capacité de fournir une variété d'informations visuelles ou autres, exploitables par des modèles d'apprentissages automatique. Cependant avant d'entamer le processus d'identification des feuilles des plantes, nous avons présentés les bases d'analyse d'image. Ainsi la classification des plantes et les techniques associées sont exposées.

### 1.1 Généralités sur les plantes

Les plantes sont des êtres organiques vivants qui naissent, se développent et meurent. Leur principale source de nourriture est l'eau et la lumière. Elles se distinguent par leur taille, la forme de leurs fleurs ou de leurs feuilles, le nombre et la couleur de leurs pétales, etc. Pour apprendre à les reconnaître, il faut donc apprendre à observer ces détails et à les décrire. Cela implique l'utilisation des termes spécifiques, que nous allons définir brièvement dans cette section.

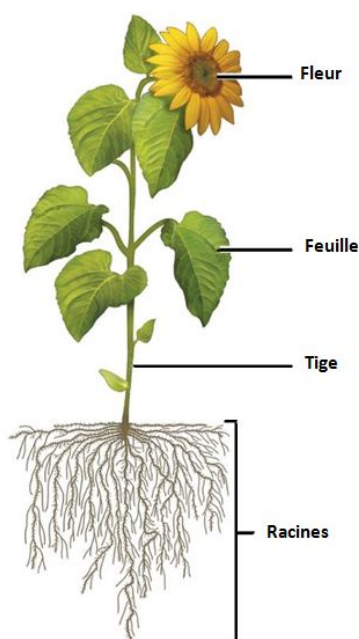


FIGURE 1.1 – Les organes spécifique à une plante.

Une plante est principalement composée de racines, de tiges, de fleurs et de feuilles (Figure 1.1), dont chacune a une fonction spécifique :

- **La racine** : généralement souterraine, joue un double rôle : fixer la plante au sol et assurer l'absorption de l'eau et les sels minéraux [1].
- **La tige** : la plus souvent aérienne, elle sert de relais entre les racines et les feuilles.
- **La fleur** : c'est l'organe de la plante qui permet sa reproduction.
- **La feuille** : un organe aplati qui joue le rôle le plus important dans la nutrition de la plante. Elle a également la propriété d'absorber et d'émettre des gaz et de l'eau [1].

La feuille est généralement composée de trois parties ( Figure 1.2) : le limbe, le pétiole et les veines. Le limbe désigne la partie située à l'extrémité du pétiole. Le pétiole lui même est la partie de la feuille où le limbe et la tige se rencontrent. Les veines sont des petites branches qui traversent la zone du limbe de la feuille, elles constituent les conduits par lesquels circulent la sève, les nutriments, etc [1].

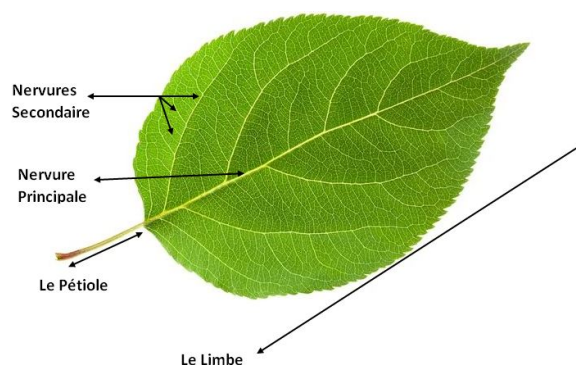


FIGURE 1.2 – Les différentes parties de la feuille

Il existe plusieurs types de feuilles que l'on peut classer de plusieurs manières : selon la durée de vie et selon le type du limbe [2,3] :

- *Classification selon la durée de vie des feuilles* : dans cette classification les feuilles de plantes sont classées en trois catégories : feuilles caduques ou feuilles qui tombent à l'automne, feuilles persistantes sont des feuilles qui subsistent plusieurs années et les feuilles marcescentes qui changent de couleur en automne, mais ne tombent généralement qu'à la repousse.
- *Classification selon le limbe* : selon cette classification, on distingue trois types de feuilles : les feuilles sessiles qui désigne les feuilles attachées directement à la tige, les feuilles composées qui sont les feuilles dont le pétiole se ramifie, portant à l'extrémité de chacune de ses ramifications un limbe et les feuilles simples qui possèdent un seul limbe continu à l'extrémité d'un pétiole non ramifié.

## 1.2 Utilisation des plantes

Les plantes jouent un rôle important dans le maintien de l'équilibre de l'écosystème terrestre. Elles contribuent de manière significative à la stabilité écologique et sont également à l'origine de nos besoins en matière de nourriture, de médicaments et de produits commerciaux essentiels. Ce sont les seuls organismes capables de transformer l'énergie solaire en nourriture. Selon les études menées par GBESSO (2019) [4], les espèces de plantes sont exploitées et utilisées dans différentes catégories d'usage, comme montré dans la figure 1.3. L'importance des plantes dans la vie quotidienne des populations impose la nécessité

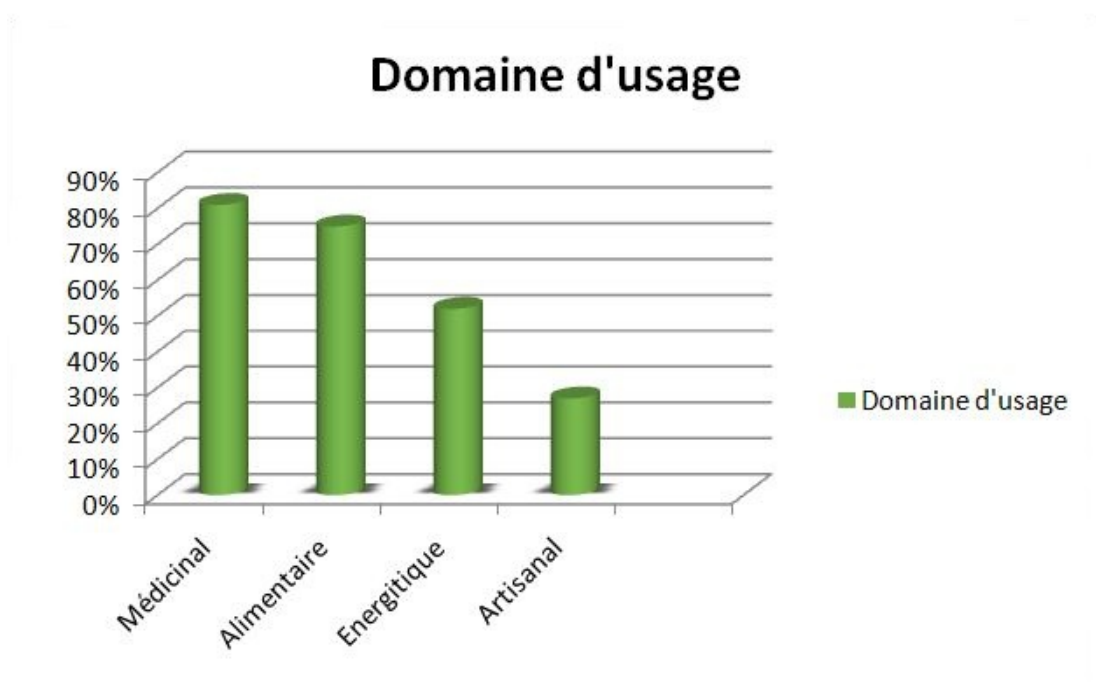


FIGURE 1.3 – Les catégories d'usage de plantes.

d'établir une stratégie de conservation et de gestion durable et efficace.

## 1.3 Dangers sur les plantes

L'activité humaine est la principale menace sur les plantes. En dehors des plantes cultivées qui produisent notre nourriture et nos fibres de base, plusieurs milliers de plantes sauvages revêtent une grande importance pour la production de nourriture, de médicament, de vêtements, etc. En effet malgré notre dépendance des plantes plus de 60000 à 100000 espèces sont en danger de disparition à cause de [5], [6, 7] :

- La collecte excessive
- La déforestation.
- L'urbanisation et la pollution
- La modification d'exploitation des terres
- Le changement climatique

En raison de ces dangers, l'identification des espèces végétales est indispensable pour maintenir les écosystèmes dont elles font partie. Cependant, classer les espèces végétales est une tâche difficile en raison de la grande variété morphologique des plantes. De nombreuses parties de la plantes, telles que la tige, les fruits, les racines, les feuilles et les fleurs, peuvent être utilisées pour classer une plante. Par exemple, les fruits varient énormément d'une plante à une autre. Les fleurs sont également une caractéristique importante pour classer les plantes à fleurs en fonction de leur structure. Cependant, un problème avec ces organes est qu'ils ne sont généralement pas présents toute l'année et peuvent évoluer au cours de la saison ou de la durée de vie de la plante [8]. Les feuilles, en revanche, sont le moyen le plus fiable pour la classification des espèces végétales.

La classification des images, revêt une importance cruciale de nos jours en raison de son impact dans divers domaines (sécurité et surveillance, reconnaissances d'objets, marketing en ligne, diagnostic médical, etc). Dans le cadre de notre travail, la classification des images de feuilles de plantes ; est donc une solution idéale pour identifier les espèces de plantes. Pour cela, nous avons besoin d'appréhender des connaissances de bases en imagerie afin de bien analyser ces images.

## 1.4 Analyse d'images

L'analyse d'image touche à l'heure actuelle de nombreux domaines, notamment la médecine, l'agriculture, la robotique, l'industrie, etc [9]. Le but du traitement de ces images est à la fois simple dans son concept et difficile dans sa réalisation pour sa richesse en informations. Cependant, le traitement d'images est l'ensemble des opérations effectuées sur l'image, afin d'en améliorer la lisibilité et d'en faciliter l'interprétation [10]. Dans cette section, nous allons définir les notions de base en imagerie avec un récapitulatif sur les traitements effectués pour étudier le contenu de ces images.

### 1.4.1 Qu'est ce qu'une image ?

Universellement, l'image est définie comme une représentation d'une scène réelle (objet, personne, dessin, etc...). Dans le cadre de la vision par ordinateur, celle-ci est considérée comme une fonction mathématique analogique  $I(x, y)$  où  $x$  et  $y$  sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et  $I$  la fonction d'intensité lumineuse et/ou de couleur.

Une image numérique est composée d'un ensemble de pixels, représentés par une ou plusieurs matrices (niveaux de gris ou couleurs). Chaque pixel du plan image est le résultat de l'échantillonnage et de la quantification de la lumière réelle [11].

- **L'échantillonnage** : consiste à convertir une image continue en une version discrète, en divisant l'image en pixels et en attribuant à chaque pixel une valeur numérique.
- **La quantification** : consiste à limiter les différentes valeurs que peut prendre le pixel.

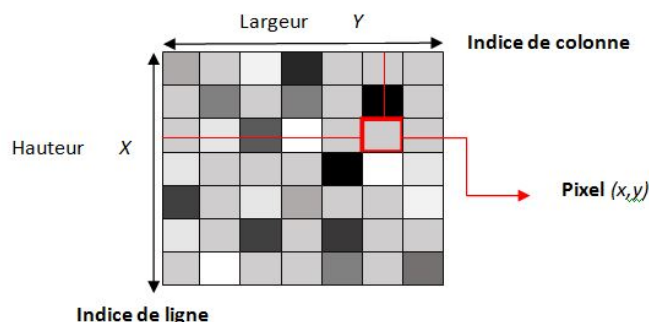


FIGURE 1.4 – Représentation d'une Image numérique

L'image numérique est donc rangée sous forme d'une matrice  $I$  composée de  $n$  lignes et  $p$  colonnes (Figure 1.4). Chaque élément  $I(x, y)$ , représente un pixel de l'image et sa valeur associée à un niveau de gris codé sur  $m$  bits ( $2^m$  niveau de gris, 0 représente le noir tandis que  $2^{m-1}$  représente le blanc), elle se caractérise par :

- **Pixel** : représente le plus petit élément constitutif d'une image numérique définie par une valeur qui représente les intensités lumineuse.
- **Résolution** : c'est une mesure qui se réfère aux nombre de points contenus dans une longueur, exprimée en points par pouce (PPI ou DPI en anglais). Elle est aussi exprimé en termes de largeur et de hauteur de l'image, par exemple  $(1920 \times 1080)$  pixels.
- **Dimension** : elle représente la taille physique de l'image. Elle peut se définir par le nombre de pixels, la dimension en pouces, et la résolution en dpi.
- **Formats d'affichage** : ce sont une représentation informatique de l'image liées la façon dont l'image est codée. Les extensions correspondants aux formats d'images les plus utilisées sont les suivantes [12, 13] : JPEG ou JPG, GIF et TIFF.

Il existe trois types d'images numériques : l'image binaire, composée de deux valeurs de pixels (0 pour le noir et 1 pour le blanc), illustrée par la figure 1.5 ; l'image en niveau de gris, où chaque pixel reçoit une valeur entre 0 et 255 représentant l'intensité lumineuse, allant du noir au blanc, comme montré dans la figure 1.6 ; et enfin, l'image couleur, qui combine les couleurs primaires rouge, vert et bleu (RVB), chaque composante étant représentée par une image en niveau de gris, leurs valeurs varient entre 0 et 255 (figure 1.7). Ainsi, l'image couleur peut être représentée par une image dont la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs.

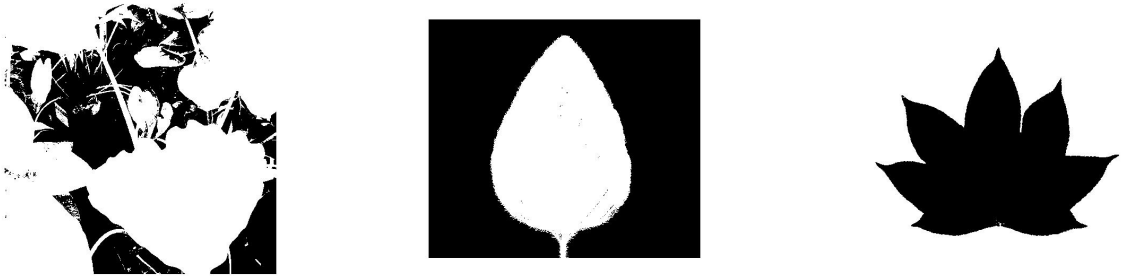


FIGURE 1.5 – Quelques exemples d’images binaires



FIGURE 1.6 – Quelques exemples d’images en niveau de gris

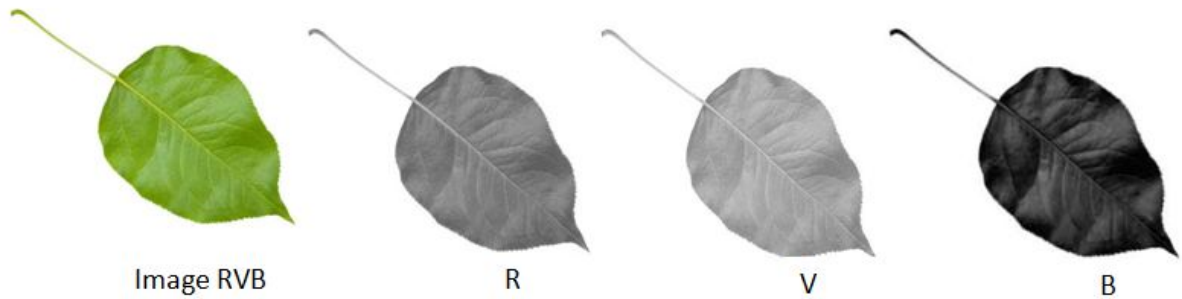


FIGURE 1.7 – Composantes d’une image couleur

### 1.4.2 Étapes de traitement d’images

Le traitement d’images englobe une large variété de techniques qui visent à manipuler, analyser et améliorer des images numériques. Parmi ces techniques on trouve :

- **Le filtrage** : permet de nettoyer des images bruitées.
- **La segmentation** : permet de déterminer les contours et/ou les régions dans une image.
- **La restauration** : permet de retrouver une image à partir de données bruitées ou floues.

La figure 1.8 représente les étapes de traitement d'images cité précédemment : une image filtrée en utilisant un filtre gaussien, segmentée par la méthode K-means et ensuite restaurée.



FIGURE 1.8 – Illustration de quelques étapes de traitement d'image

D'autres étapes de traitement d'images sont malgré tout possible telles que l'ajustement de la luminosité/contraste, l'ajustement de couleurs, compression...,etc. Le processus de traitement d'images est essentiel pour analyser l'image, chaque étape de ces traitements contribue à transformer une image brute en une représentation visuelle adaptée à diverses applications (vision par ordinateur, photographie,etc).

## 1.5 Classification de feuilles de plantes

Les feuilles de plantes présentent une grande variété de caractéristiques morphologiques, telles que la forme, la taille, la marge, la nervation et la texture. Ces caractéristiques sont souvent spécifiques à chaque espèce [1], et sont généralement stables et moins sujettes aux variations saisonnières ou environnementales. La couleur, la texture et la forme des feuilles forment la base des caractéristiques des feuilles de plantes.

### 1.5.1 Couleur

La couleur des feuilles de plantes est une caractéristique importante pour leur identification et leur classification. Elle offre des informations précieuses sur l'identification spécifique, les adaptations environnementales, le cycle de vie et la santé des plantes. La figure 1.9 illustre des espèces de plantes avec des couleurs de feuilles différentes.

### 1.5.2 Forme

La forme d'une feuille désigne la configuration extérieure ou son contour. Elle est la caractéristique la plus discriminante pour différencier les espèces de plantes, car elle reste généralement constante malgré des variations dues à l'âge, à la saison ou à des dommages mineurs. Parmi les différentes formes de feuilles de plantes qui peuvent exister, on trouve celles représentées dans la figure 1.10.



FIGURE 1.9 – Trois espèces de plantes illustrant des feuilles de différentes couleur



FIGURE 1.10 – Trois espèces de plantes riches en formes.

### 1.5.3 Texture

La texture est une caractéristique aussi importante pour la discrimination des espèces de plantes. Elle est une caractéristique tangibles de la surface des feuilles des plantes que l'on peut observer ou ressentir directement, on peut distinguer plusieurs types de texture sur les feuilles de plantes : lisse ou rugueuse, mates ou poilues, coriaces ou dures, etc. La figure 1.11 illustre quelques exemples des différentes textures présentes dans les feuilles des espèces de plantes.

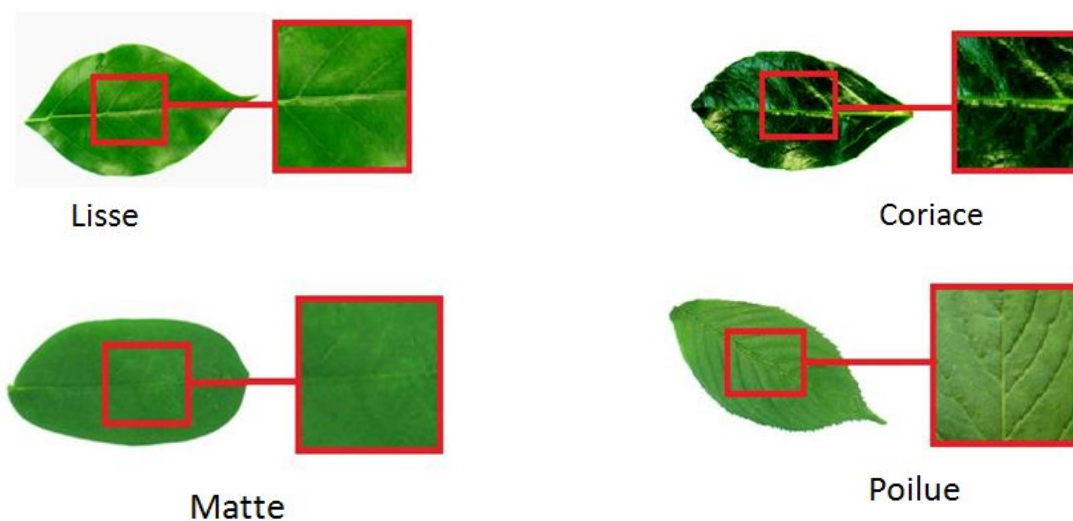


FIGURE 1.11 – Illustration de quelques types de textures.

## 1.6 Techniques de classification de feuilles de plantes

Plusieurs techniques de classification de plantes sont proposées dans la littérature [14–17]. Ces méthodes peuvent être classées en deux approches : *méthodes de classification manuelle* et les *méthodes de classification automatique*. Ces deux approches ont leur avantages et leur limites et sont utilisées dans différents contextes en fonction des besoins et des ressources disponibles.

### 1.6.1 Classification manuelle

Les méthodes de cette approche impliquent l'assistance d'un expert du domaine, tels que les botanistes. Ceux-ci se concentrent sur des caractéristiques morphologiques tels que la forme, la texture, la couleur, la taille, les marges,...qui varient d'une espèce à l'autre, cela leur permet de les classer selon leurs similitudes et de leur différence [18]. Pour faciliter la classification les botanistes ont donc mis au point des outils pour pouvoir identifier les espèces de plantes de manière fiable [19], on peut citer la clé de détermination qui est une sorte de jeu de "Questions-Réponses", le botaniste est invité à observer attentivement des caractères spécifiques de la plante jusqu'à trouver la réponse qui correspond le mieux à ses caractéristiques [18]. Cette technique est beaucoup plus facile en théorie qu'en pratique. Les botanistes ont besoin d'une base de données de toutes les espèces de plantes. En effet, les techniques manuelles présentent plusieurs inconvénients, elles sont chronophages et nécessitent une expertise approfondie pour l'identification précise des espèces de plante. La subjectivité dans l'interprétation des caractéristiques des plantes, peut mener à des résultats variables. Cependant l'utilisation de technologies telles que la reconnaissance d'images, basée sur l'intelligence artificielle est une solution idéale pour une identification précise et rapide des espèces de plantes.

## 1.6.2 Classification automatique

Les méthodes de cette approche permettent de classer les feuilles de plantes de manière automatique en utilisant des algorithmes d'apprentissage machine tel que les réseaux de neurones convolutif(CNN) et les machines à vecteurs de support(SVM) [20]. L'application de ces techniques de classification ait été jugée utile dans la recherche d'images c'est à dire en explorant des images pour regrouper des information à partir d'attributs de couleur, forme et texture ou d'autres attributs extrait à partir des pixels de l'image. En effet cette méthode permet de créer des modèles de classification basés sur des bases de données d'images de feuilles, facilitant ainsi l'identification rapide et précise des espèces végétales [21]. Les techniques de classification automatique, permettent d'éliminer la subjectivité humaine, les erreurs lors d'interprétation manuelle et garantit des résultats plus précis et cohérents. Les algorithmes de classification, peuvent traiter un grand nombre d'échantillons de feuilles en peu de temps, ce qui rends le processus d'identification des espèces de plantes plus rapide.

## 1.7 Processus de classification des feuilles de plantes

La chaîne du processus de classification des images de feuilles de plantes est composée des quatre principales étapes illustré ci-dessous (figure 1.12) :

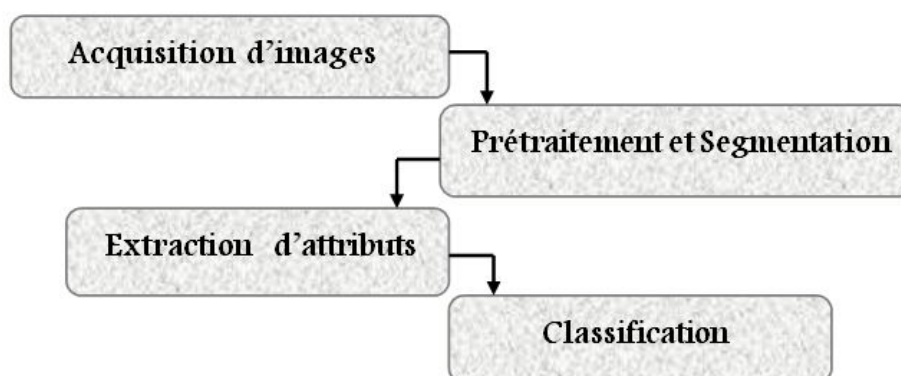


FIGURE 1.12 – Processus de classification

- **L'acquisition de l'image**

L'objectif de cette étape est d'obtenir les images qui représentent les feuilles de plantes. Les dispositifs les plus connus d'acquisition d'images de feuilles de plantes sont les scanners, les appareils photos numériques, les caméras, ...etc. La figure 1.13 représente les dispositifs les plus utilisées d'acquisitions d'images de feuilles de plantes.



FIGURE 1.13 – Outils d’acquisition d’images

## • Prétraitement et segmentation

- *Le prétraitement* est un sous-processus qui vise à améliorer les données de l’image, de manière à supprimer les distorsions indésirables provenant des dispositifs d’acquisition d’image, ou de la compression de l’image lors de son stockage. Ces distorsions peuvent entraîner la perte des détails ce qui va affecter la qualité de l’image. Donc le prétraitement est essentielle, pour mettre en évidence les caractéristiques de l’image qui sont importantes pour la suite du traitement. Le pré-traitement comprend généralement des opérations telles que : le filtrage, le redimensionnement, l’ajustement des couleurs, .... etc.
  
- *La segmentation* est une autre technique d’analyse d’image qui consiste à isoler un ou plusieurs objets d’intérêt du reste de la scène. Le résultat de la segmentation est une image dont toutes les régions identifiées sont différenciés les unes des autres [11]. Cette étape a un impact significatif qui va conditionner le reste du processus, jusqu’à l’identification finale. Plusieurs méthodes ont été développées pour répondre à cet objectif, selon les travaux de [22] [23], on peut noter principalement deux types de segmentation : la segmentation manuelle due à l’intervention humaine, et la segmentation automatique réalisée à l’aide d’un algorithme.

## • Extraction d’attributs

Les attributs servent à caractériser la forme, la position, les veines, la couleur ou la texture des feuilles de plante [24]. Cette caractérisation fournit une variété d’informations essentielles pour différencier et classifier les plantes. L’extraction d’attributs consiste à prendre des mesures, géométriques ou autres, de régions éventuellement segmentées et significatives dans l’image, à l’aide de techniques d’analyse d’images et de vision par ordinateur. Dans une même image, les points d’intérêt doivent pouvoir se distinguer les uns des autres par leur signature spécifique. Là encore, plusieurs attributs de points d’intérêt sont abordés. Dans le cadre de notre travail, nous ferons un focus sur les attributs traditionnels (couleur, forme et texture). A ce stade, la combinaison des attributs extraits est décrite par un ensemble de nombres qui caractérisent une propriété de la plante ou des organes de la plante. Une fois les attributs sont extraits, on passe à la classification.

- **Classification**

Lors de cette étape, tous les attributs extraits sont enchaînés en un vecteur d'attributs donné en entrée, qui donne ensuite les classes en sortie [20]. Il existe plusieurs méthodes de classification dans la littérature [12, 25–29]. En fonction de l'existence ou non d'une information a priori fournie par l'expert, ces méthodes peuvent être catégorisées en deux catégories :

- *La classification non supervisée* : les techniques de cette catégorie séparent automatiquement l'image en clusters par une mesure de distance entre les vecteurs d'attributs sans aucune connaissance a priori sur les classes. Les techniques de classification les plus répandues dans la littérature pour cette catégorie sont : K-means, Isodata, et Fuzzy c-means, etc [30].

- *La classification supervisée* : dans cette catégorie les classes sont a priori connues et définies par l'expert. Elle se base sur l'apprentissage de propriétés discriminantes sur un échantillon de données déjà classées. Les techniques de classification les plus répandues dans la littérature pour cette catégorie sont : KNN, SVM, CNN supervisée, etc [30].

## 1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu des généralités sur les plantes et un aperçu sur l'analyse d'images englobant plusieurs étapes de traitements dont les concepts sont très variés. Ainsi, nous avons détaillé la discussion sur la classification de feuilles de plantes, en abordant la base de leurs caractéristiques (couleur, forme et texture) et les techniques de classification manuelles et automatiques. Dans notre contexte, on s'intéresse largement aux techniques de classification de feuilles de plantes automatique, pour cela nous avons consacré le chapitre 3 pour détailler ces techniques. Enfin, nous avons présenté le processus de classification. Les attributs de feuilles de plantes qui forment la base de la classification des espèces de plantes seront détaillés dans le chapitre suivant.

# 2

## EXTRACTION D'ATTRIBUTS SUR LES FEUILLES DE PLANTES

## Introduction

Les Feuilles de plantes forment un cadre de choix, pour un processus de reconnaissance automatique des espèces de plantes basé sur l'analyse d'images. L'identification automatique de ces espèces, pose toutefois un certain nombre de problèmes complexes dans le traitement d'images où les photographies prises dans des conditions entièrement naturelles comporte des objets autres que la feuille à étudier (par exemple : les autres feuilles, les cailloux, les herbes, etc.). Nous proposons en premier lieu des méthodes d'analyse d'images permettant la segmentation et l'interprétation des feuilles de plantes, qui vont nous rapprocher de façon plus exacte de la feuille à étudier. Cependant, une classification plus précises des feuilles de plantes, passe par une phase d'extraction des attributs les plus pertinents pour la discrimination des différentes espèces de plantes et c'est ce qu'on va développer en deuxième lieu dans ce chapitre.

## 2.1 Prétraitement et segmentation d'images

Le départ de l'algorithme de reconnaissances de plante dans notre contexte, dépend de la façon dont la feuille est considéré. Les conditions d'acquisition d'images (fond uni ou environnement naturel) est aussi un point de divergence. Les approches d'analyse d'images qui visent à améliorer l'image, et qui permettent de mettre en évidence les attributs de l'image pour la suite du traitement, sont cité ci-dessous :

### 2.1.1 Prétraitements

Comme cité dans le premier chapitre le pré-traitement comprend généralement des opérations telles que :

- Le filtrage : une image peut être dégradée par différentes perturbations, telles que la compression, les défauts d'acquisition d'image (réglages incorrects de dispositif d'acquisition...), les interférences lumineuses, etc. Le filtrage a pour but donc d'éliminer ces perturbations tout en conservant l'information de l'image. En termes de dimensions, le filtre n'a pas de taille fixe, car il agit localement sur les pixels d'une image. Le voisinage d'un pixel est remplacé par une fenêtre de taille spécifiques par exemple  $(3 \times 3)$  ou  $(5 \times 5)$ . Plusieurs filtres sont proposés dans la littérature [9]. Les filtres les plus connus et plus basiques sont les suivants :

- *Filtre moyennneur* : c'est un filtre dont tous les coefficients sont égaux  $(\frac{1}{d^2})$  avec  $d$  avec  $d$  étant la taille du filtre). Il remplace chaque valeur de pixel par la valeur moyenne de son voisinage. Le problème avec ce filtre est que, si  $d$  est grand, l'image filtrée perd ses détails. Un exemple de calcul du filtre moyennneur est donné dans l'exemple suivant (Figure 2.1) :

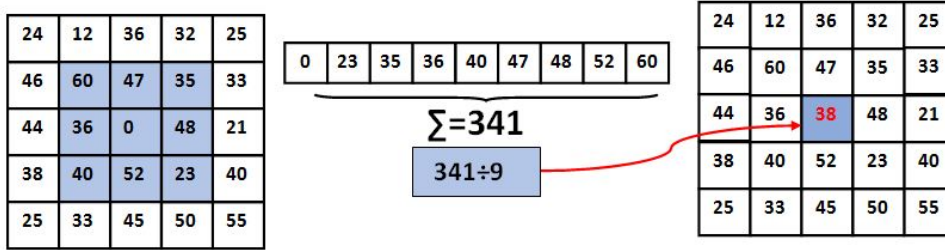


FIGURE 2.1 – Exemple de calcul de filtre moyeneur ( $3 \times 3$ )

• *Filtre gaussien* : Le noyau gaussien est une matrice utilisée dans le filtrage gaussien. Il contient les coefficients qui déterminent comment chaque pixel de l'image est influencé par ses voisins. La formule du noyau gaussien est basée sur la fonction de densité de probabilité gaussienne donnée par :

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.1)$$

$\sigma$  : écart type détermine la largeur de la courbe gaussienne.

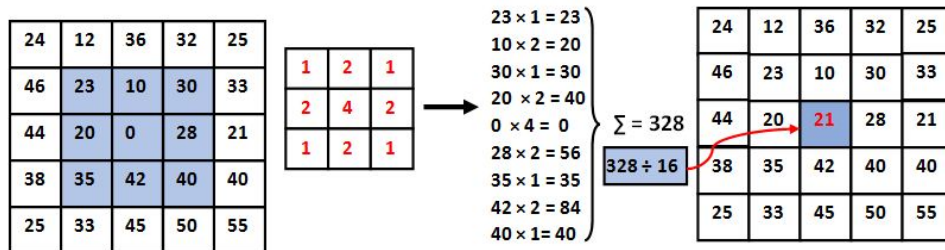


FIGURE 2.2 – Exemple de calcul de filtre gaussien ( $3 \times 3$ )

• *Filtre médian* : la valeur du pixel est remplacée par la valeur médiane de ses pixels voisins, en triant les valeurs par ordre croissant comme l'exemple suivant :

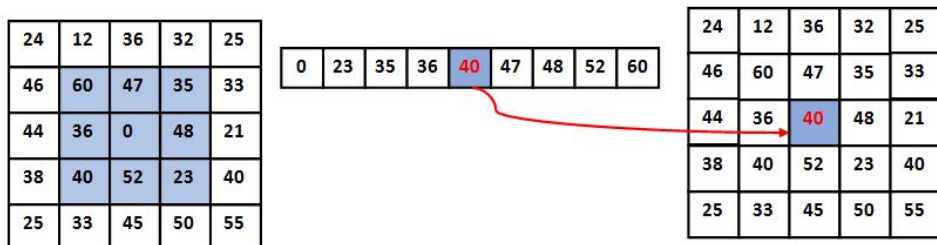


FIGURE 2.3 – Exemple de calcul de filtre médian ( $3 \times 3$ )

- Redimensionnement : cela est toujours associé à la modification de la résolution et consiste à ajuster la taille de l'image en modifiant le nombre de pixels qui la composent, dans le but d'obtenir une taille unique et spécifique de l'image (Figure 2.4). De plus, cela peut réduire la complexité des calculs lors du traitement des images, ce qui conduit à des performances plus efficaces et rapides des algorithmes d'analyse d'images. Lors de ce traitement, des artefacts peuvent apparaître, ce qui peut entraîner un flou ou une perte de détails si l'image est fortement redimensionnée, cela peut affecter donc la précision de l'analyse. Il est donc important de trouver un équilibre entre la taille de l'image et l'information qu'elle comporte pour éviter ces limites.

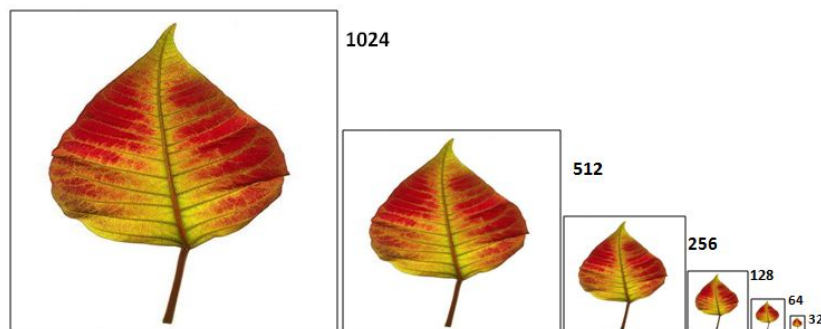


FIGURE 2.4 – Une image de 1024x1024 réduite jusqu'à une taille de 32x32.

### 2.1.2 Segmentation

La segmentation, consiste à séparer un objet d'intérêt du reste de l'image. Dans le cadre des images de feuilles de plantes, le but est de séparer la feuille de plante du fond de l'image. Cela permet de mettre en valeur les attributs distinctives de la feuille, telles que la forme, la couleur et la texture, ce qui facilite le processus de comparaison et d'analyse de ces attributs entre différentes espèces, contribuant ainsi à l'identification précise des feuilles de plantes. Plusieurs techniques de segmentation sont cités dans la littérature, ayant des différentes utilisations [9], [31], [32]. Les méthodes existantes de segmentation d'images et qui ont été appliquées dans le contexte des feuilles de plantes peuvent être classées en trois approches :

- **Les approches contour** : L'approche par contour consiste à repérer les transitions de luminosité ou de couleur, entre différentes zones d'une image. En général, un contour est défini comme un point où se rencontrent les frontières de deux objets ayant des niveaux de gris ou des couleurs distincts. La figure 2.5 montre quelques modèles du contour qui peuvent être perçues par le système visuel humain :  
Il existe plusieurs techniques de segmentation basées sur les contours [33] [31] :
- Les opérateurs dérivatifs ou gradients : cette approche vise à détecter les changements brusques d'intensité dans une image en utilisant des opérateurs de gradients

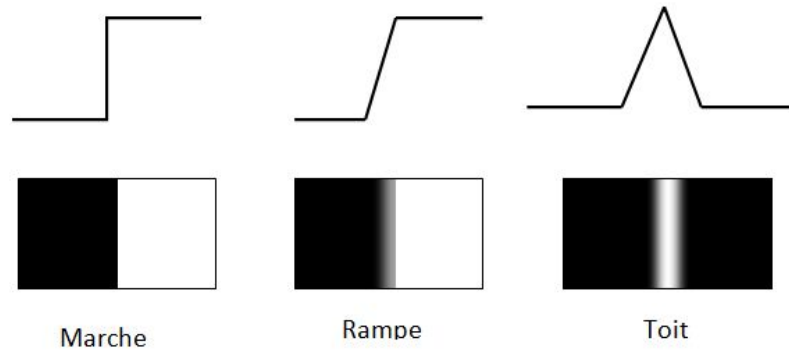


FIGURE 2.5 – Les modèles du contour

tels que Canny, Sobel ou Prewitt. Pour ces opérateurs les dérivées directionnelles horizontale et verticale s'expriment sous la forme :

$$\frac{\Delta I}{\Delta j} = h_j * I(i, j) \quad \text{et} \quad \frac{\Delta I}{\Delta i} = h_i * I(i, j) \quad (2.2)$$

avec :

$$h_j = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ c & 0 & -c \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad h_i = \begin{bmatrix} 1 & c & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -c & -1 \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

Les matrices  $h_i$  et  $h_j$  sont appelées aussi masques, sont les noyaux de la convolution 3 x 3. Les masques de Prewitt sont définis par  $c = 1$  tandis que les masques de Sobel par  $c = 2$ .

- Les contours actifs : la technique de contours actifs (Snakes) elle aussi est une méthode de segmentation par contour, qui vise à ajuster une courbe de manière flexible autour des contours des objets dans une image. L'idée est de partir d'une courbe initiale par exemple un cercle ou un carré et de la déformer jusqu'à obtenir le contour de l'objet. En effet cette méthode reste sensible au bruit rend le processus difficile par rapport aux réglage de ses différents paramètres.

- **Les approches région :** Ces approches consistent à intégrer ou exclure les pixels alentour à une région initialement sélectionnée, selon des critères spécifiques. Ces critères peuvent être définis sur une ou plusieurs matrices d'un ou plusieurs espaces de représentation d'image [11]. Des méthodes de séparation des pixels sont malgré tout possibles, et peut-être plus extensibles à des cas de figure plus ardu. Elles utilisent notamment des algorithmes de clustering comme celle des k-moyennes (k-means) ou l'algorithme EM (Expectation-Maximisation), comme illustrés par l'exemple suivant (Figure 2.6).

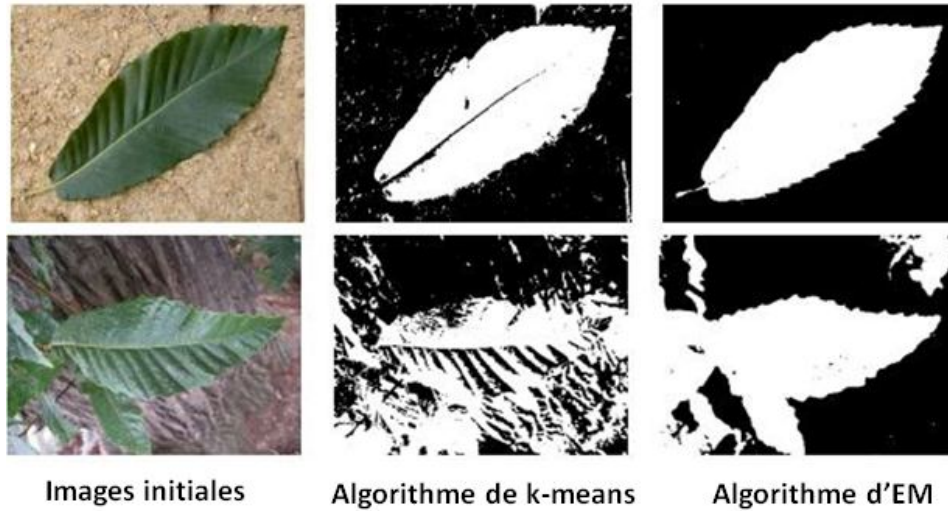


FIGURE 2.6 – Segmentation obtenue par clustering suivant deux algorithmes.

- **Segmentation par seuillage :** Cette technique est basée sur la comparaison des valeurs associées à chaque pixel, à des seuils qui peuvent s'appliquer sur plusieurs représentations à la fois (RVB, HSV, niveau de gris, etc). D'après [34] [35] la segmentation par seuillage d'histogramme est une forme spécifique de segmentation par classification. Elle consiste à diviser les pixels en différentes classes en fonction de leurs niveaux de gris, délimitées par des seuils (fixés ou adaptatifs). Diverses techniques de seuillage existantes dans la littérature [36], [37], [38] qui peuvent être classées en trois classes :

- *Seuillage globale :* c'est le type de seuillage le plus simple, il considère un seul seuil fixe pour tous les pixels de l'image. Soit  $p$  un pixel,  $V$  la fonction qui définit le niveau de gris et  $S$  le seuil :

$$V(p) = \begin{cases} 1 & \text{Si } V(p) < S \\ 0 & \text{Si } V(p) > S \end{cases} \quad (2.4)$$

Il existe plusieurs méthodes de seuillage globale, la plus connue est *la méthode d'Otsu*. Cette méthode repose sur la séparation des pixels de l'image en deux classes (fond et objet), de manière à trouver un seuil qui minimise la variance intraclasse et maximise la variance interclasse pour une bonne segmentation de l'image. La variance interclasse est définie par :

$$V_{inter} = \omega_0(t) \omega_1(t) (\mu_1(t) - \mu_0(t))^2 \quad (2.5)$$

avec :  $\begin{cases} \omega_0 \text{ et } \omega_1 & \text{est la densité de probabilités de classes} \\ \mu_0 \text{ et } \mu_1 & \text{la moyenne des classes} \\ t & \text{seuil maximisant la variance interclasse} \end{cases}$

- *Seuillage Local :* le principe de cette méthode est d'effectuer une étude localisée autour du pixel pour déterminer quel seuil utiliser. Pour ce faire, des techniques

utilisent une fenêtre d'étude centrée sur le pixel à étudier. Cette fenêtre peut avoir différentes tailles, parmi ces techniques on citera *la méthode Bernsen*. Cette méthode utilise une approche locale, en considérant une fenêtre de taille  $r \times r$  autour de chaque pixel de coordonnées  $(x, y)$ , le seuil est définie par :

$$S(x, y) = \frac{H_{bas} + H_{haut}}{2} \quad (2.6)$$

avec :  $\begin{cases} H_{bas} & \text{le niveau de gris le plus bas} \\ H_{haut} & \text{le niveau de gris le plus haut} \end{cases}$

- *Seuillage adaptatif* : cette méthode repose sur la séparation de l'image en sous images ( choisir les dimensions des blocs), et en attribuer à chacune son propre seuil [39].

Le problème critique des méthodes de seuillage repose sur la détermination de seuil, pour ça plusieurs méthodes ont été citées dans la littérature [40], [41] à savoir : la détection des vallées, la segmentation par histogramme, méthode d'entropie, etc.

## 2.2 Extraction d'attributs

L'extraction des attributs est une étape fondamentale dans le traitement et l'analyse des images. Cette étape consiste à extraire des informations significatives, appelées attributs, à partir des données brutes pour les utiliser dans des tâches telles que la classification et la segmentation. Ces attributs sont classées principalement en deux catégories comme le montre la figure 2.7.

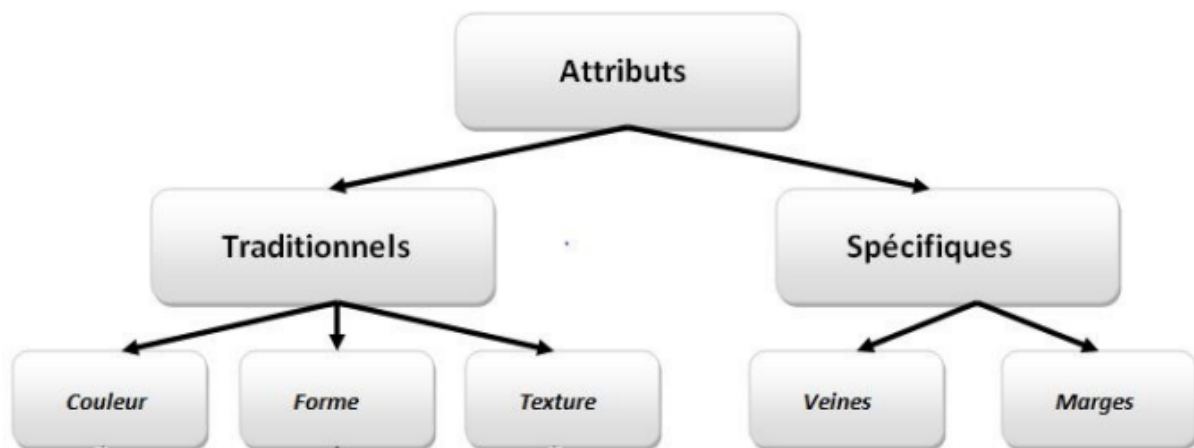


FIGURE 2.7 – Type des attributs en traitement d'images

## 2.3 Attributs traditionnels

Les attributs traditionnels en traitement d'images sont des caractéristiques de base utilisées pour décrire les images. Ils incluent des informations comme la couleur, la forme et la texture. Ces attributs sont essentiels pour comprendre et analyser les données visuelles, facilitant des tâches telles que la classification et la détection d'objets.

### 2.3.1 Attributs de couleur

La couleur est une caractéristique visuelle de la lumière visible dans le spectre électromagnétique, définie par la distribution de ses longueurs d'ondes. Elle résulte de la perception visuelle de la lumière réfléchiée par les objets. La décomposition de la lumière émise par le soleil révèle les couleurs constituantes du spectre visible, qui vont du violet au rouge en passant par le bleu, le vert, le jaune et l'orange. La figure 2.8 montre les longueurs d'ondes en nanomètres correspondant à ces couleurs [42].

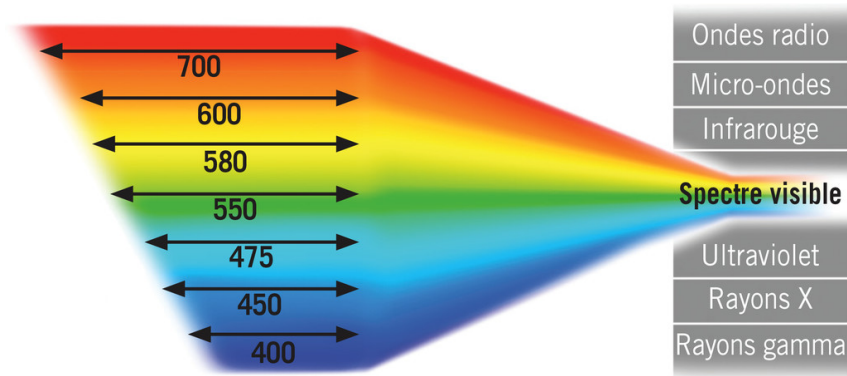


FIGURE 2.8 – Domaine du visible du spectre électromagnétique.

Dans le domaine du traitement d'images, une image couleur est définie comme un ensemble de pixels, chacun ayant trois composantes  $C1(p)$ ,  $C2(p)$  et  $C3(p)$ . Cela permet de représenter le pixel par un point dans l'espace et de percevoir l'image comme un nuage de points, ces composantes peuvent être exprimées dans plusieurs espaces de couleur. Cependant, il est utile de classer ces espaces en un nombre réduit de catégories définissant leurs propriétés. Vandenbroucke a proposé de les classer en quatre différents systèmes [43] :

#### 1-Les systèmes primaires

Les systèmes primaires se caractérisent par l'utilisation de systèmes de coordonnées en trois dimensions. On peut donc définir deux espaces :

- **Espace de couleur réel RVB** : C'est un système additif qui décompose les couleurs en trois composantes correspondant aux couleurs primaires : le rouge, le vert et le bleu. En utilisant un système de coordonnées cartésiennes comme le montre la figure 2.9, la diagonale allant du noir (0,0,0) au blanc (255,255,255) représente les niveaux de gris [44].

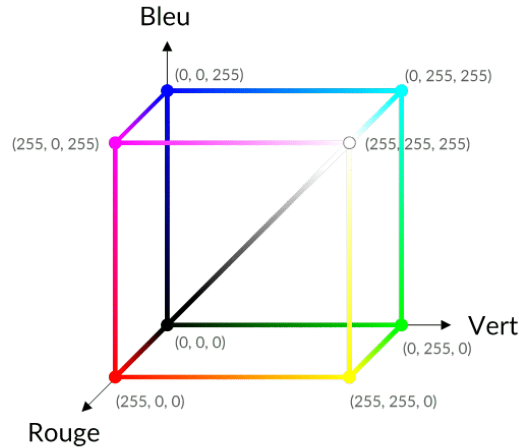


FIGURE 2.9 – Espace de couleur réel RVB

- **Espace de couleur virtuel XYZ** : L'observation des variations des composantes RVB en fonction de la longueur d'onde nous permet de constater la présence des valeurs négatives de la composante rouge pour certaines valeurs du spectre. Pour résoudre ce problème, la Commission Internationale de l'Éclairage (CIE) a créé, en 1931, un espace de couleur nommé XYZ. Cet espace a été conçu pour éviter les valeurs négatives en utilisant un nouveau système de couleurs primaires. Ce système correspond à un changement de couleurs primaires et s'obtient simplement à partir du système RGB à l'aide de la matrice de passage suivante [45] :

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2.7690 & 1.7518 & 1.1300 \\ 1.0000 & 4.5907 & 0.0601 \\ 0 & 0.0565 & 5.5943 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ V \\ B \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Les coefficients de cette matrice sont déterminés par rapport à un blanc de référence que l'on appelle illuminant. La figure [2.10] montre l'espace de couleurs XYZ.

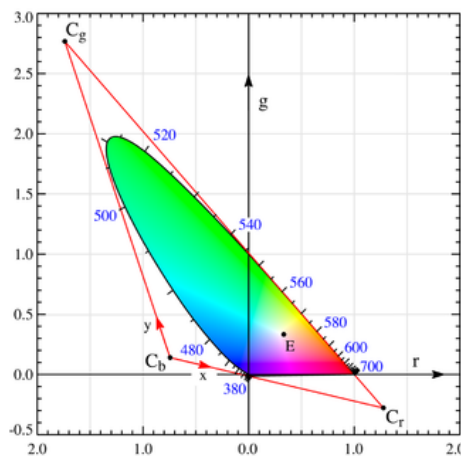


FIGURE 2.10 – Espace de couleurs XYZ

## 2-Les systèmes luminance-chrominance

Ces systèmes séparent les informations de luminance (l'intensité lumineuse) et les informations de chrominance (couleur). Parmi ces espaces, on peut citer :

- **L'espace Y\*U\*V** : Le modèle YUV définit un espace colorimétrique en trois composantes. Le paramètre Y représente la luminance c'est-à-dire l'information en noir et blanc, tandis que U et V permettent de représenter la chrominance, qu'il est l'information sur la couleur. Le signal YUV est créé depuis une source RGB. Les valeurs de R, G et B sont additionnées selon leur poids relatifs pour obtenir le signal Y. Le signal U est obtenu en soustrayant le Y du signal bleu d'origine, de façon similaire le V est obtenu en soustrayant Y du signal rouge. Le passage de l'espace RGB à l'espace YUV est défini par la matrice suivante [46] :

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.589 & 0.114 \\ -0.147 & -0.289 & 0.436 \\ 0.615 & -0.515 & -0.100 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

- **L'espace L\*u\*v\*** : Le problème avec l'espace XYZ est son manque d'uniformité dans la perception, à savoir que deux couleurs à la même distance d'une autre ne sont pas nécessairement perceptuellement équidistantes [47]. Pour corriger cet inconvénient, la CIE a proposé en 1976 le modèle L\*u\*v\* qui est perceptuellement uniforme, c'est-à-dire que si deux couleurs A et B sont aussi proches entre elles que deux autres couleurs C et D, alors la différence perçue entre A et B sera équivalente à celle perçue entre C et D. Les équations permettant de passer du système XYZ au L\*u\*v\* sont [48] :

$$L^* = \begin{cases} 166 \left(\frac{Y}{Y_0}\right)^{1/3} - 16 & \text{si } \left(\frac{Y}{Y_0}\right) > 0.008856 \\ 903.3 \left(\frac{Y}{Y_0}\right) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.9)$$

$$u^* = 13L^*(u' - u'_0) \quad (2.10)$$

$$v^* = 13L^*(v' - v'_0) \quad (2.11)$$

telque :

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

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

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

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

Où  $X_0$  ,  $Y_0$  ,  $Z_0$  sont les composantes d'un blanc de référence dans l'espace XYZ.

$L^*$  est la luminance et  $u^*$  et  $v^*$  donnent la chrominance de la couleur.

- **L'espace L\*a\*b** : L'espace L\*a\*b est, tout comme le système L\*u\*v, perceptuellement uniforme. La différence entre ces deux espaces de couleur vient de l'information sur la chrominance. L'espace L\*a\*b\* est basé sur le modèle des couleurs opposées [49]. la figure 2.11 donne une représentation de cet espace La formule

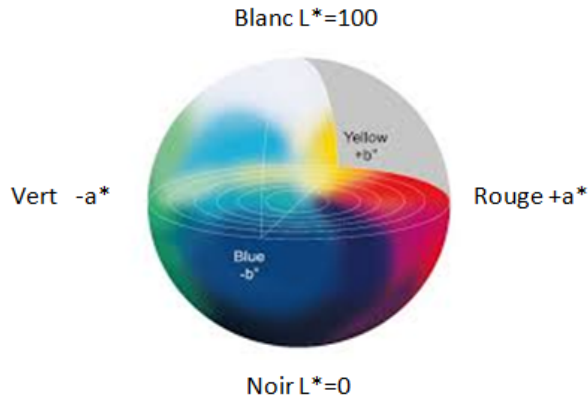


FIGURE 2.11 – Espace de couleurs L\*a\*b

pour obtenir la valeur de la luminance L identique à celle de l'espace L\*u\*v, et est donnée par l'équation 2.9. Les composantes de chrominance sont donnée par :

$$a^* = 500 \left( f \left( \frac{X}{x_0} \right) - f \left( \frac{Y}{Y_0} \right) \right) \quad (2.12)$$

$$b^* = 300 \left( f \left( \frac{y}{y_0} \right) - f \left( \frac{Z}{Z_0} \right) \right) \quad (2.13)$$

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

Ou :

L\* mesure la luminance (l'opposition noir-blanc) par une valeur entre 0 (noir) et 100 (blanc).

a\* mesure l'opposition rouge-vert par une valeur entre -100 et +100 (a\* est positif si la couleur contient du rouge, négatif si la couleur contient du vert et nulle si aucun des deux).

b\* mesure l'opposition jaune-bleu par une valeur entre -100 et +100 (b\* est positif si la couleur contient du jaune, négatif si la couleur contient du bleu et nulle si aucun des deux).

### 3-Les systèmes perceptuels

Les espèces de couleur perceptuels sont conçus pour correspondre a la manière dont les humaines perçoivent les couleurs. Voici quelques-unes de ces espaces :

- **L'espace HSL** : L'espace HSL basé sur trois grandeurs : la teinte (Hue) est la longueur d'onde prédominante, la saturation (S) correspond au niveau de coloration

d'une surface indépendamment de sa luminance et la luminance (L) qui représente l'intensité de la couleur [46]. L'espace spatial de HSL est donné par la figure 2.12.

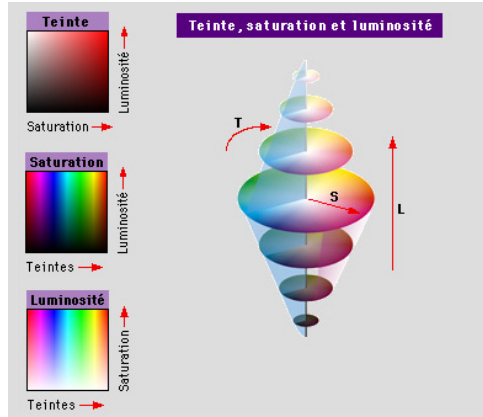


FIGURE 2.12 – Espace de couleurs HSL

Les équations qui permettent de passer du système RVB au HSL sont :

$$H = a \cos \left( \frac{(R - V) + (R - B)}{2\sqrt{(R - V)^2 + (R - B)(V - B)}} \right) \quad (2.14)$$

Si  $V < B$  :  $H = 2\pi - H$

$$S = 1 - \frac{3\min(R, V, B)}{L} \quad (2.15)$$

$$L = R + V + B \quad (2.16)$$

- **L'espace HSV** : L'espace HSV représente la teinte H qui indique la famille de couleur (rouge, jaune, vert, bleu, etc.). La saturation S donne une information sur la pureté de la couleur. La valeur V correspond à l'intensité lumineuse, elle indique si la couleur est claire ou sombre [50]. La Figure 2.13 donne une représentation de cet espace qui est obtenu à partir de l'espace RVB par la transformation suivante :

$$V = \max(R, G, B) \quad (2.17)$$

$$S = \begin{cases} \frac{255(V - \min(R, G, B))}{V} & \text{Si } V \neq 0 \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (2.18)$$

$$H = \begin{cases} \frac{60(G - B)}{S} & \text{Si } V = R \\ 180 + \frac{60(B - R)}{S} & \text{Si } V = G \\ 240 + \frac{60(R - G)}{S} & \text{Si } V = B \end{cases} \quad (2.19)$$

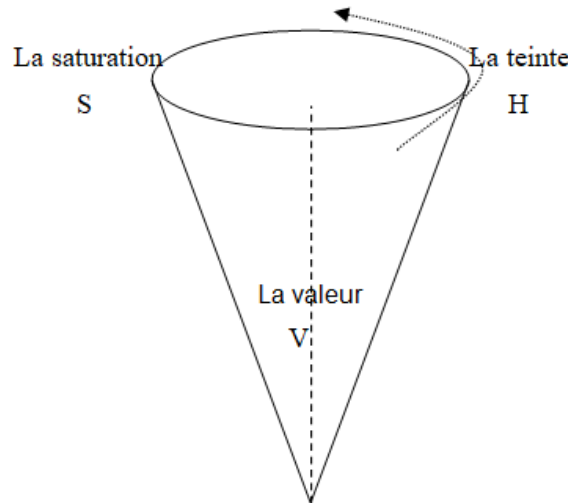


FIGURE 2.13 – Espace de couleurs HSV

**4-Les systèmes d'axes indépendants** Dans le système RVB, les trois composantes sont fortement corrélées et contiennent toutes des informations de luminance, ce qui est considéré comme un problème. C'est pourquoi des chercheurs ont développé des systèmes de représentation où les composantes sont décorréélées et peuvent être traitées indépendamment. L'un de ces systèmes introduit un nouvel espace de couleur (L1, L2, L3) afin d'améliorer la segmentation des images [46].

Le passage de l'espace RGB à cet espace est défini par les équations suivantes :

$$I_1 = \frac{R + V + B}{3} \quad (2.20)$$

$$I_2 = \frac{R - V}{2} \quad (2.21)$$

$$I_3 = \frac{2V - R - B}{4} \quad (2.22)$$

**Extraction des attributs de couleurs :** Pour une analyse approfondie et diversifiée des espaces de couleur que nous avons explorés, plusieurs méthodes d'extraction des attributs de couleur sont utilisées, notamment [30] :

**1-Les histogrammes de couleur (CH) :** Un histogramme des couleurs est une représentation graphique de la répartition des couleurs dans une image, permettant d'estimer la densité de probabilité à partir d'échantillons [51]. L'histogramme peut être calculé de deux façons [50] : Indépendamment sur les différents canaux ou par une discrétisation de l'espace complet.

**2- Les mesures statistiques :** Si la valeur du  $i$ -ème canal de couleur au  $j$ -ème pixel de l'image est  $p_{ij}$  et  $N$  c'est le nombre total de pixels dans l'image, les mesures statistiques les plus répandues sont les suivantes [52] :

- La valeur minimale et maximale des couleurs pour chaque canal, présentées par les équations 2.23 et 2.24, identifient respectivement les couleurs les plus sombres et les plus claires de l'image.

$$\min_i = \min_{j=1,\dots,N} (p_{ij}) \quad (2.23)$$

$$\max_i = \max_{j=1,\dots,N} (p_{ij}) \quad (2.24)$$

- La valeur moyenne fournit une mesure de la couleur moyenne, tandis que la médiane, moins sensible aux valeurs extrêmes, offre une mesure robuste de la couleur centrale. L'équation qui représente la valeur moyenne est la suivante :

$$\text{moy}_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N p_{ij} \quad (2.25)$$

- L'écart-type (ou variance), représenté par l'équation [2.26], mesure la dispersion des valeurs de couleur autour de la moyenne, indiquant la variabilité des couleurs [30]. L'équation qui représente l'écart type est la suivante :

$$\text{std}_i = \left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{ij} - \text{moy}_i)^2 \right)^{1/2} \quad (2.26)$$

### 2.3.2 Attributs de forme

La forme de la feuille est définie suivant deux bases comme montré dans la figure 2.14 : la bordure externe de la feuille, nommée simplement contour et la région correspondante à l'image binaire de la feuille. Par conséquent, on peut classer les attributs de forme en deux grandes catégories :

- Les attributs de forme basés sur **les contours**.
- Les attributs de forme basés sur **les régions**.

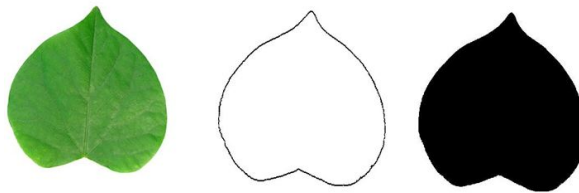


FIGURE 2.14 – Illustration de la forme de la feuille

Les attributs de formes sont obtenue après récupération des propriétés géométriques de la base de la feuille. Soit  $I_{seg}$  l'image binaire résultante de la segmentation, et considérons que chaque pixel de coordonnées  $(x, y)$  de cette image peut avoir une valeur de 0 ou 1. La région d'intérêt est définie comme l'ensemble des pixels où la valeur est 1. Mathématiquement, cette région peut être définie comme suit :

$$\Omega = \{P(x, y) | I_{seg}(x, y) = 1\} \quad (2.27)$$

Il est également possible de ne considérer que le contour de la région, , c'est-à-dire la séquence de pixels se trouvant sur son bord. Ce contour, noté  $C(\Omega)$ , peut être obtenu à partir de l'image binaire en utilisant un algorithme de suivi de contour, par exemple si l'on considère un contour 8-connexes, où  $V4(x, y)$  représente les 4 pixels formant le voisinage du pixel  $(x, y)$ , alors le contour peut être défini comme suit :

$$C(\Omega) = \{P(x, y) | I_{seg}(x, y) = 1, \exists(x', y') \in V4(x, y), I_{seg}(x', y') = 0\} \quad (2.28)$$

L'idée la plus intuitive et largement employée, consiste à mesurer des grandeurs géométriques sur la forme ainsi définie, de façon à la définir dans sa globalité et à la comparer à d'autres formes. Certaines mesures sont ainsi très communément utilisées pour décrire les régions représentant les feuilles. Ces mesures sont illustrées dans le tableau 2.1 et présentées comme suit : [53] [42]

- **Aire** de la région : Elle représente la somme des pixels contenus dans la région de la feuille.

$$A(\Omega) = \sum_{P(x,y) \in \Omega} 1 \quad (2.29)$$

- Le **périmètre**  $P(\Omega)$  : il indique la somme de pixels au bord de la feuille.

$$P(\Omega) = \sum_{P(x,y) \in C(\Omega)} 1 \quad (2.30)$$

- Le **diamètre**  $D(\Omega)$  : il indique la distance la plus longue entre deux points éventuels au bord du contour de la feuille.

$$D(\Omega) = \max_{P(x,y), P(x',y') \in C(\Omega)} \|(x, y) - (x', y')\|_2 \quad (2.31)$$

- **Longueur de l'axe principal**  $L$  : c'est la distance entre deux points terminaux (la base et la pointe) qui est orthogonale à la longueur du petit axe.

$$L = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (2.32)$$

- **Longueur du petit axe**  $W$  : la plus grande largeur étant perpendiculaire à l'axe principal.

$$W = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (2.33)$$

- **Rapport d'aspect**  $AR$  (Aspect Ratio) : c'est le rapport entre la longueur de l'axe principal et la longueur du petit axe. Explique la largeur ou l'étroitesse des attributs de la feuille.

$$AR(\Omega) = L/W_{P(x,y) \in \Omega} \quad (2.34)$$

- **Compacité**  $C$  : elle est définie comme le rapport entre la surface d'un objet et la surface d'un cercle de même périmètre.

$$C = \frac{4\pi A}{P^2} \quad (2.35)$$

- **Solidité S** : décrit les variations du périmètre et l'aire de la forme par rapport à son enveloppe convexe H. Elle est définie par le rapport du périmètre sur la surface de l'objet.

$$S = \frac{P^2}{A} = \frac{P}{\sqrt{A}} \quad (2.36)$$

- **Excentricité E** : représente le rapport entre la longueur du petit axe et la longueur de l'axe principal d'un objet.

$$E = \frac{W}{L} \quad (2.37)$$

- **Rectangularité N** : représente dans quelle mesure la forme est rectangulaire, c'est-à-dire la mesure dans laquelle elle remplit sa boîte englobante (sous forme de rectangle) minimale.

$$N = \frac{A}{LW} \quad (2.38)$$

- **Facteur de réduction Nf** : représente le rapport du diamètre sur la longueur de l'axe principal.

$$Nf = \frac{D}{L} \quad (2.39)$$

- Rapport périmétrique du diamètre  $P_D$  : représente le rapport du périmètre sur le diamètre.

$$P_D = \frac{P}{D} \quad (2.40)$$

- Rapport périmétrique de la longueur de l'axe principal  $P_L$  : représente le rapport du périmètre sur la longueur de l'axe principal .

$$P_L = \frac{P}{L} \quad (2.41)$$

- Rapport périmétrique de la longueur de l'axe principal et la longueur du petit axe  $P_{LW}$  : représente le rapport du périmètre sur la longueur de l'axe principal .

$$P_{LW} = \frac{P}{(L+W)} \quad (2.42)$$

- **Convexité (Convexe hull) CH** : L'enveloppe convexe d'une région est la plus petite région qui contient entièrement la région d'intérêt. Elle remplit deux conditions :  
-elle est convexe.  
-Elle contient la région de l'organe.

$$CH = \frac{P_h}{P} \quad (2.43)$$

L'indice de convexité est défini comme le rapport entre le périmètre de l'enveloppe convexe  $P_h$  et le périmètre de la région d'intérêt  $P$ . Plus ce rapport est proche de 1, plus la région est convexe.

- **Circularité R** : Représente la différence entre la forme de la feuille de plante et un cercle.

$$R = \frac{4\pi A}{P_h^2} \quad (2.44)$$

- **Sphéricité S** : Représente le rapport entre les rayons  $r_i$  et  $r_c$ , respectivement, des cercles inscrits et circonscrits dans la forme.

$$S = \frac{r_i}{r_c} \quad (2.45)$$

$r_i$  est le rayon du cercle inscrit (cercle le plus grand qui peut être complètement contenu à l'intérieur de la forme).

$r_c$  est le rayon du cercle circonscrit (cercle le plus petit qui peut contenir entièrement la forme).

- **Irrégularité Ir** : il s'agit d'évaluer à quel point l'objet diffère d'une forme régulière ou standard. Cela permet de constater la complexité de l'objet dans une image.

$$Ir = \frac{A}{P^2} \cdot \left( \frac{L \times W}{2\pi} \right) \quad (2.46)$$

- **Densité D** : Représente le rapport entre l'aire de la convexité et l'aire de l'objet.

$$D = \frac{A_h}{A_c} \quad (2.47)$$

En plus des attributs cités précédemment, des techniques basées sur les régions prennent en compte tous les pixels d'une région pour obtenir sa représentation, contrairement aux méthodes basées sur les contours qui se concentrent principalement sur les informations relatives aux limites [20]. Parmi les attributs régionaux les plus populaire on trouve principalement *les moments de l'image*. Ces moments sont une catégorie d'attributs statistiques qui sont invariants par translation, rotation et échelle, ce qui les rend très utiles pour la reconnaissance et l'analyse des formes. Voici les principaux moments d'image souvent utilisés [20] :

- **Moments Hu** : Ces moments prennent en compte un ensemble de pixels qui seront caractérisés et analysés, ainsi que leur distribution dans l'image et la relation d'un pixel à l'autre. L'espace Hu propose sept moments d'image, appelés moments de Hu, qui ont suscité une grande attention dans la recherche en vision par ordinateur [20]. La formule générale des moments de Hu est :

$$m_{pq}(\Omega) = \sum_x \sum_y x^p y^q I_{seg}(x, y) \quad p, q = 0, 1, 2 \quad (2.48)$$

où  $p$  et  $q$  sont les ordres du moment, et  $I_{seg}(x, y)$  est l'intensité du pixel à la position  $(x, y)$ .

-L'orde 0 représente la surface de l'objet.

-Le moment d'orde 1 est utilisé pour déterminer les coordonnées du centre de gravité de l'image.

-Le moment d'ordre 2 donne une représentation de la distribution des pixels d'un objet autour de son centre de gravité.

-Les moments d'ordre 3 mesurent la dissymétrie [20].

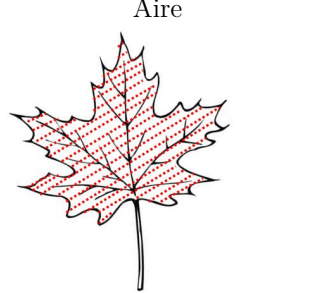
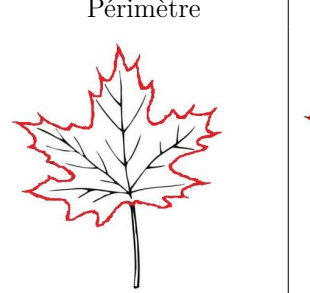
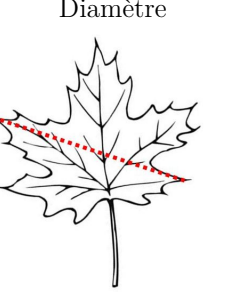
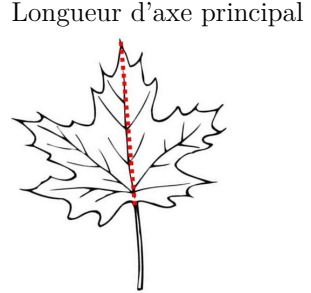
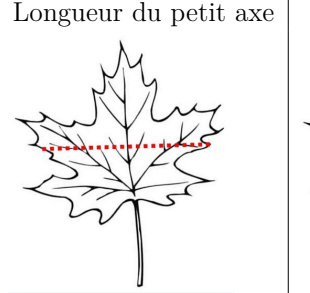
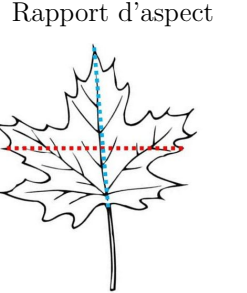
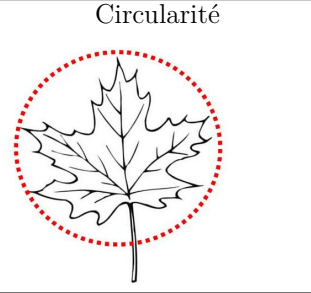
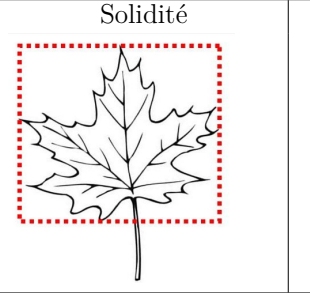

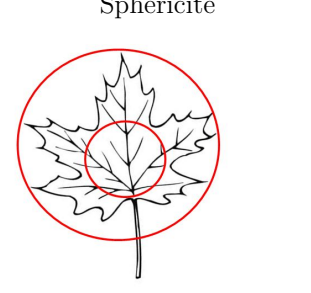
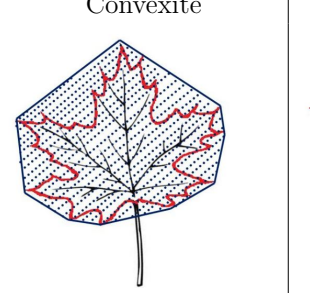


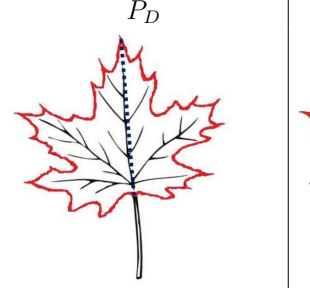
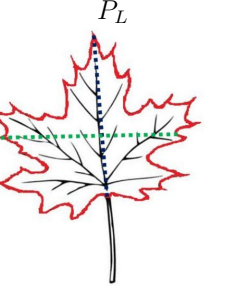
Aire 	Périmètre 	Diamètre 
Longueur d'axe principal 	Longueur du petit axe 	Rapport d'aspect 
Circularité 	Solidité 	Rectangularité 
Sphéricité 	Convexité 	$P_{LW}$ 
Facteur de réduction 	$P_D$ 	$P_L$ 

TABLE 2.1 – Illustration d'attributs de formes simples et morphologiques

• **Moments de Zernike** : Les moments de Zernike sont définis par un ensemble de polynômes orthogonaux sur le cercle unitaire. Un espace après avoir centré l'image sur le cercle unitaire, la somme des valeurs des 16 premiers polynômes de la région nous permet de définir 16 moments ayant les mêmes qualités d'invariance que les moments Hu. Son polynôme d'ordre supérieur génère une information globale sur la forme, tandis que son polynôme d'ordre inférieur génère des informations locales. Ils ont introduit les moments de Zernike, qui consistent en un ensemble de moments d'ordre arbitrairement élevé, pour récupérer une image à partir de moments basés sur la théorie des polynômes orthogonaux. La caractéristique d'orthogonalité des polynômes de Zernike permet d'obtenir une valeur proche de zéro de la mesure de redondance à l'aide d'un ensemble de fonctions de moments [20]. Les polynômes de Zernike d'ordre  $n$  et de répétition  $m$  sont définis en coordonnées polaires ( $x = r \cos(\theta)$  ,  $y = r \sin(\theta)$ ) comme suit : [54]

$$V_n^m(r, \theta) = R_n^m(r) \exp(im\theta) \quad (2.49)$$

où :

- $r$  représente la longueur du vecteur entre l'origine et les coordonnées du point  $(x, y)$  :  
 $r = \sqrt{(x^2 + y^2)}$
- $\theta$  est l'angle entre le vecteur  $r$  et l'axe des  $x$  dans le sens anti-horaire :  $\theta = \arctan\left(\frac{y}{x}\right)$
- $R_m$  est un polynôme radial définie comme suit :

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

Calculer les moments de Zernike :

$$Z_n^m = \frac{p+1}{\pi} \int \int_{x^2+y^2 \leq 1} V_n^m(x, y) f(x, y) dx dy \quad (2.50)$$

### 2.3.3 Attributs de texture

La texture est un facteur primordial dans la reconnaissance des objets, facile à reconnaître mais difficile à définir. La définition littéraire de la texture est la "répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace". Néanmoins, cela peut parfois être considéré insuffisant du fait que la texture est indépendante du comportement de l'observateur humain. On distingue généralement deux types de textures : les textures déterministes (macro-textures), caractérisées par une répartition spatiale régulière et répétitive d'un motif, et les textures probabilistes (micro-textures), avec une distribution aléatoire et irrégulière des motifs [55]. Ces deux types de textures sont représentés dans les figures 2.15 et 2.16.



FIGURE 2.15 – Exemple de textures déterministes

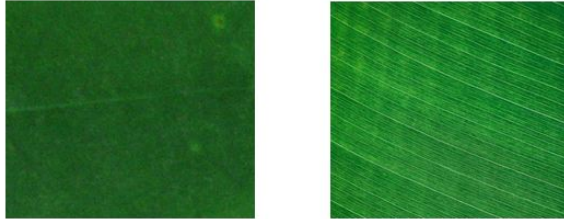


FIGURE 2.16 – Exemple de textures probabilistes

Dans notre contexte, la texture correspond aux micro-veines de la feuille. Ces dernières sont de petites veines qui traversent le limbe de la feuille, formant des motifs. Pour analyser ces motifs et bien comprendre la texture des feuilles, il est essentiel d'extraire les attributs correspondants. Avant de détailler les méthodes d'extraction, il est important de citer les quatre grandes catégories dans lesquelles ces attributs sont classés [49] :

**Attributs géométriques :** Cette famille d'attributs est dédiée à une perception macroscopique de la texture en intégrant l'information structurelle et contextuelle de l'image avec une extraction explicite des motifs de base et leurs règles de placement. [49]

**Attributs basés sur la modélisation spatiale des textures :** Ces attributs basés sur la modélisation de la répartition spatiale des couleurs dans l'image. Parmi les modèles les plus utilisés, on trouve : Les modèles auto-régressifs multispectraux, les modèles de Markov et les motifs locaux binaires (LBP) que nous allons voir plus en détail. [12]

**Attributs spatio-fréquentiels :** Les attributs spatio-fréquentiels se divisent en trois catégories. En premier lieu, on trouve les attributs calculés dans le domaine spatial, qui consistent à caractériser la texture par le nombre de transitions par unité de surface. Ensuite, il y a les attributs calculés dans le domaine fréquentiel, obtenus par une transformation du domaine spatial au domaine fréquentiel, généralement effectuée par une transformée de Fourier ou une transformée en cosinus. Enfin, le domaine spatio-fréquentiel associe les deux domaines précédents, avec les transformations de Gabor et en ondelettes étant les plus utilisées dans ce domaine [56].

**Attributs statistiques :** Pour ce type d'attributs, la texture est définie en termes de variation de couleur. Divers descripteurs statistiques sont utilisés pour la classification des textures couleur, tels que les histogrammes d'image et les matrices de co-occurrences

chromatiques. Ces descripteurs se divisent en plusieurs catégories selon leur ordre, basé sur l'interaction spatiale entre les pixels. Les histogrammes d'image, ne tenant compte que du pixel lui-même, sont des descripteurs statistiques de premier ordre. Les matrices de co-occurrences, qui considèrent des couples de pixels, sont des descripteurs de second ordre [57].

Ces quatre grandes catégories d'attributs de texture offrent un cadre essentiel pour comprendre les caractéristiques des feuilles. Pour obtenir des informations détaillées, il est nécessaire de recourir à des méthodes d'extraction spécifiques. Parmi les méthodes existantes, les plus répandus sont présenté ci-dessous.

- **Les filtres de Gabor (GF) :** Le filtre de Gabor est un filtre linéaire et local, largement utilisé pour la description des textures. Il s'applique à une image en utilisant un ensemble de filtres, chacun caractérisé par sa fréquence et son orientation. Il est représenté par une fonction sinusoidale modulée par une enveloppe gaussienne. Son ondelette mère est définie comme suit [58] :

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp \left[ - \left( \frac{x_\theta^2}{\sigma_x} + \frac{y_\theta^2}{\sigma_y} \right) \right] \cos(2\pi f_c x + \phi) \quad (2.51)$$

où :

$\sigma_x$  est l'écart-type de la fonction gaussienne dans direction horizontale le long du filtre, qui détermine la largeur de bande du filtre.

$\sigma_y$  est l'écart-type de la fonction gaussienne à travers le filtre qui contrôle la sélectivité d'orientation du filtre.

$f_c$  est la fréquence centrale de la bande passante.

$\phi$  est l'orientation du filtre.

$x_\theta$  et  $y_\theta$  sont les coordonnées après rotation d'un angle  $\theta$ .

Dans le domaine spatial, l'application des filtres de Gabor est effectuée en calculant la convolution de chaque filtre sur l'image pour obtenir une réponse. Ce processus est décrit par l'équation suivante :

$$I_{Gabor}(x, y) = g(x, y) * I(x, y) \quad (2.52)$$

où :

$I_{Gabor}(x, y)$  est le pixel filtré de l'image résultat

$I(x, y)$  est le pixel de l'image originale.

Les réponses obtenues sont des images filtrées, qui représentent des attributs locaux de texture. Pour chaque filtre, des statistiques sont calculées sur l'image filtrée pour en dériver des attributs. Les attributs couramment utilisés sont les suivants :

**L'énergie :** elle reflète l'intensité globale de la texture captée par le filtre. Elle est définie comme la moyenne au carré des valeurs de la réponse filtrée :

$$E = \frac{1}{np} \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^p I_{Gabor}(x, y)^2 \quad (2.53)$$

**L'écart-type** : ce dernier mesure la variabilité des valeurs dans la réponse du filtre, donnant une idée de la régularité ou de la rugosité de la texture. Il est défini par :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{np} \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^p (I_{Gabor}(x, y) - \mu)^2} \quad (2.54)$$

où  $\mu$  est la moyenne des valeurs de la réponse filtrée.

**La moyenne** : elle capture la luminosité moyenne ou l'intensité globale de la réponse du filtre dans une région donnée, et elle est définie comme suit :

$$\mu = \frac{1}{np} \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^p I_{Gabor}(x, y) \quad (2.55)$$

Dans ces formules,  $n$  et  $p$  représentent les dimensions de l'image.

- **La matrice de co-occurrence des niveaux de gris (GLCM)** : La GLCM est une méthode statistique utilisée pour analyser les textures dans les images en niveaux de gris à travers une matrice qui calcule la fréquence d'apparition de paires de pixels dans une relation spatiale donnée avec des valeurs spécifiques [59]. Lors du calcul de la GLCM à partir de l'image d'entrée, il est important de prendre en compte la distance  $d$  et l'angle d'orientation  $\theta$  ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ , ou  $135^\circ$ ), qui sont les paramètres les plus importants..

Soit une image d'entrée  $I$  en niveaux de gris comportant  $m$  lignes et  $n$  colonnes. Le nombre total de pixels présents dans l'image est de  $m * n$ . Si l'on spécifie une relation spatiale où un pixel est adjacent à droite, la matrice GLCM notée  $M$  associée à l'image d'entrée  $I$  est illustrée à droite de la figure 2.17. Dans cette GLCM, la  $m$ -ième ligne et la  $n$ -ième colonne indiquent le nombre de fois où un pixel avec la valeur  $j$  est suivi immédiatement à droite par un pixel avec la valeur  $i$ .

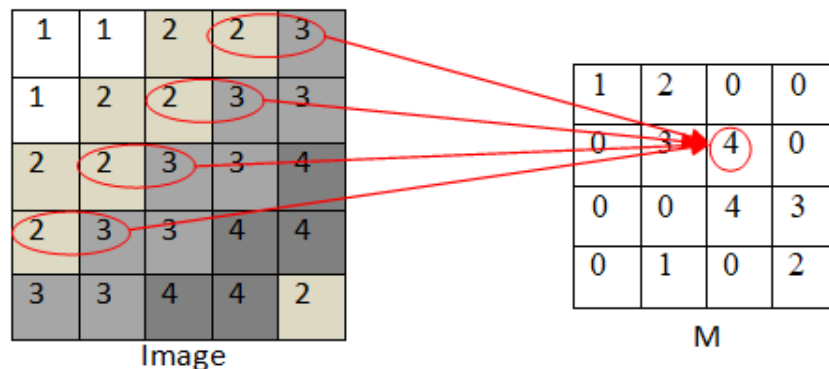


FIGURE 2.17 – Exemple de la GLCM

La matrice de co-occurrence  $M(i, j|d, \theta)$  est définie comme :

$$M(i, j|d, \theta) = \sum_{i=1} \sum_{j=1} \begin{cases} 1 & \text{si } I(x, y) = i \text{ et } I(x', y') = j \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.56)$$

où  $(x', y')$  est le pixel situé à une distance  $d$  et selon un angle  $\theta$  par rapport au pixel  $(x, y)$ , et  $i$  et  $j$  sont des valeurs de niveaux de gris que l'on compare.

On normalise ensuite la matrice  $M$  en divisant chaque élément par le nombre total de paires de pixels considérées, afin que la somme des éléments de la matrice soit égale à 1. Cela permet d'obtenir une probabilité de co-occurrence entre les différents niveaux de gris [60]. La figure 2.18 montre la probabilité du GLCM obtenue à partir de la figure 2.17

0.05	0.1	0	0
0	0.15	0.2	0
0	0	0.2	0.15
0	0.05	0	0.1

FIGURE 2.18 – Matrice de probabilité

On peut ainsi calculer les attributs de texture visuelle, parmi lesquels les plus utilisés sont les attributs de haralick : le contraste, la corrélation, l'énergie, et l'homogénéité, exprimés par les équations suivantes [61].

1-Contraste :

$$f1 = \sum_i \sum_j ((i - j)^2 M(i, j|d, \theta)) \quad (2.57)$$

2-Corrélation :

$$f2 = \sum_i \sum_j \frac{(ij)M(i, j|d, \theta) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.58)$$

$\mu_m, \mu_n$  et  $\sigma_m, \sigma_n$  sont respectivement la moyenne et l'écart type.

3-Homogénéité :

$$f3 = \sum_i \sum_j \frac{1}{1 + (i - j)^2} M(i, j|d, \theta) \quad (2.59)$$

4-L'énergie :

$$f4 = \sum_i \sum_j (M(i, j|d, \theta))^2 \quad (2.60)$$

- **les histogrammes des gradients orientés (HOG)** : Les HOG, proposés par Navneet Dalal et Bill Triggs, sont utilisés comme des descripteurs pour caractériser les textures des objets dans l'image [62]. Pour les calculer, on commence par prétraiter l'image en la convertissant en niveaux de gris, puis en appliquant une égalisation d'histogramme afin de réduire l'effet des variations d'éclairage. Ensuite, on calcule les gradients en x et y pour chaque pixel de l'image en utilisant des filtres tels que Sobel, Prewitt ou Roberts, et on détermine l'amplitude  $g$  et la direction  $\theta$  du gradient selon les formules suit [63] :

$$G(x, y) = \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)} \quad (2.61)$$

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right) \quad (2.62)$$

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

Après cela, on construit des histogrammes en divisant l'image en petites cellules de taille fixe (par exemple, 4x4 pixels), chaque pixel votant pour une classe de l'histogramme selon l'orientation et l'intensité du gradient. Les histogrammes peuvent couvrir une plage de 0 à 180° ou de 0 à 360°, mais un histogramme à 9 classes donne de meilleurs résultats. On combine ensuite plusieurs cellules en un bloc et normalise les histogrammes des cellules dans chaque bloc pour atténuer les variations de contraste et d'éclairage. Enfin, on concatène les histogrammes normalisés de tous les blocs pour former le vecteur des attributs final [64].

- **Le motif binaire local (LBP)** : Le motif binaire local (LBP) a été introduit pour la première fois par Ojala et Pietkain en tant qu'approche statistique, pour décrire la texture locale d'une image. [30] Il attribue un code binaire à chaque pixel en fonction de son voisinage. Ce code est obtenu en comparant les niveaux de gris des pixels voisins avec celui du pixel central. Si la valeur du pixel voisin est supérieure ou égale à celle du pixel central, on attribue la valeur 1, sinon 0. Les valeurs binaires ainsi obtenues sont multipliées par des poids et sommées pour générer un code LBP, comme la montre la figure 2.19. Ce processus produit un code d'intensité compris entre 0 et 255 pour chaque pixel de l'image. [65]

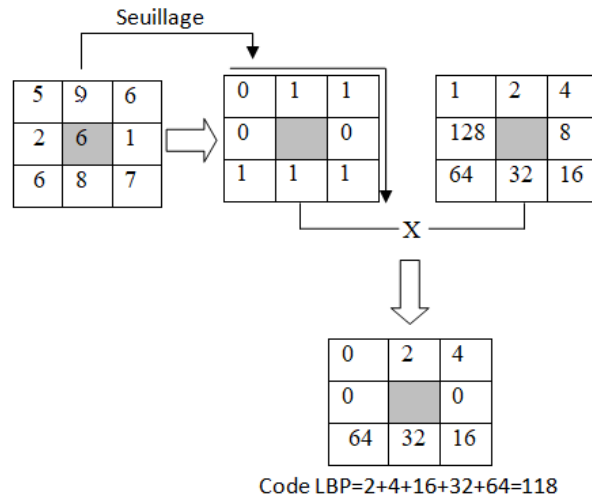


FIGURE 2.19 – Exemple de calcul du LBP

Pour calculer un code LBP dans un voisinage de  $P$  pixels, dans un rayon  $R$ , on compte simplement les occurrences de niveaux de gris plus grands ou égaux la valeur centrale.

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{n=0}^{p-1} U(g_i - g_c) * 2^n \quad (2.63)$$

Où  $x_c$  et  $y_c$  les coordonnées du pixel central,  $U()$  est la fonction signe et où  $g_i$  et  $g_c$  sont respectivement les niveaux de gris d'un pixel voisin et du pixel central.

## 2.4 Attributs spécifiques

Au-delà des attributs traditionnels basiques qui sont très utiles et exploités dans le contexte de classification de feuilles de plante, il existe d'autres attributs dits *spécifiques* qui présentent une diversité unique et qui permettent de décrire les feuilles des plantes de manière plus détaillée, même si certaines espèces de plantes présentent des motifs qui ne sont pas très claires. Principalement nous avons choisi d'organiser ces caractères morphologiques selon deux attributs de veines et de marges (la bordure externe de la feuille) ceci est illustré dans la figure 2.20.

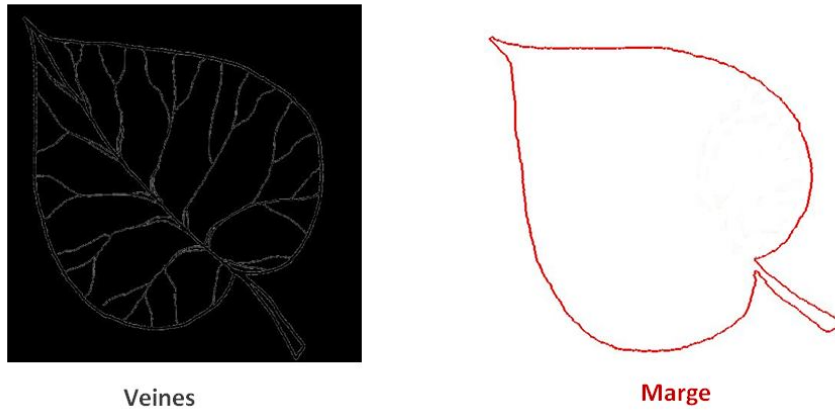


FIGURE 2.20 – Attributs spécifiques de la feuilles de plante : veines et marges.

Le principal problème au niveau de l'introduction des attributs spécifiques en identification automatique des feuilles est leur extraction à partir de l'image. D'après [66] les premières tentatives ont été manuelles, semi-automatiques ou dans des cadres d'étude limités, ainsi de nouvelles approches ont été proposées pour répondre à ce problème, et c'est ce qu'on va exposer dans ce qui suit .

### 2.4.1 Attributs de veines

La nervation consiste à considérer la disposition des importantes veines qui parcourent le limbe. Elle constitue l'un des attributs spécifiques les plus discriminants de la feuille. La conception et la fonction des veines de feuilles sont importantes pour la performance des plantes. L'organisation et l'arrangement de veines (Figure 2.21) sont unique pour chaque espèce de plante, ce qui est très utile pour identifier et classifier les feuilles de plantes avec précision.

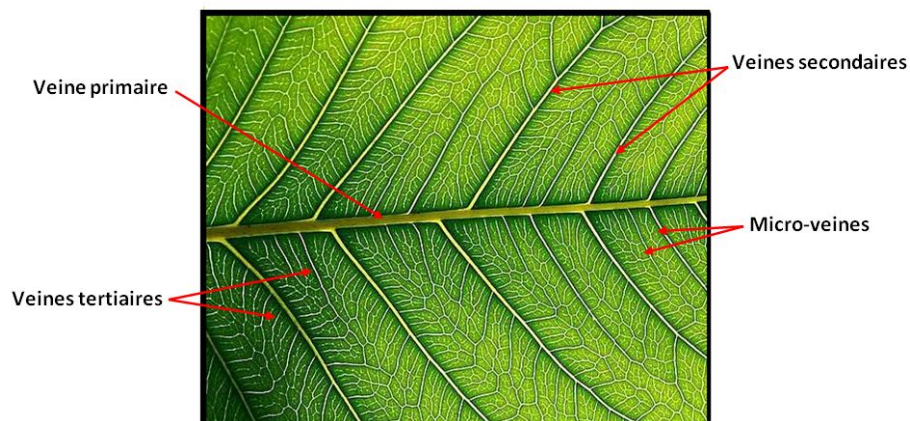


FIGURE 2.21 – Arrangement de veines dans la feuille de plante.

Les données de l'image de la nervation des feuilles proviennent des résultats de la segmentation, suivis de l'extraction des caractéristiques de la nervation. Cela permet

de détecter les points de ramification et les points d'extrémité d'abord puis de calculer ces attributs La figure 2.22 illustre l'extraction des caractéristiques de la nervation des feuilles, tel que :

$x, y$  = coordonnées des pixels

$l_j$  = longueur du segment  $j$  représentée par le nombre de pixels

$d_j$  = distance entre les coordonnées des pixels  $(x_s, y_s)$  et  $(x_e, y_e)$

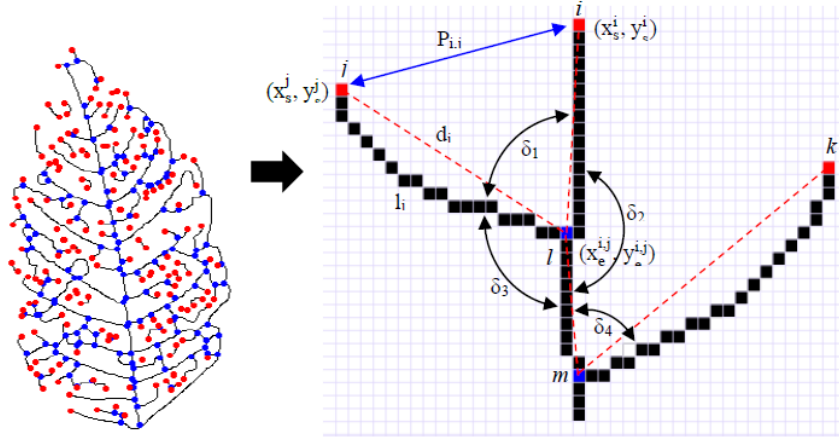


FIGURE 2.22 – Illustration de l'extraction des caractéristiques de la nervation des feuilles

D'après la Figure 4 les attributs suivants peuvent être calculés [67] :

- La rectitude, qui mesure la valeur d'alignement, est calculée à l'aide de l'équation suivante :

$$\text{rectitude} = l_j d_j \quad (2.64)$$

- L'angle différent ( $\delta_1$ ) est une mesure de la différence d'angle entre des segments coïncidents, illustrée par l'équation suivante :

$$\delta_1 = |\alpha_i - \alpha_j| \quad (2.65)$$

- Le rapport de longueur ( $R_i$ ) est obtenu en comparant la longueur de chaque segment à la longueur maximale dans une image de nervation de feuille, calculé comme suit :

$$R_i = \frac{l_i}{l_{max}} \quad (2.66)$$

- La projection d'échelle ( $P_{i,j}$ ) mesure la longueur de projection entre des segments coïncidents. La longueur projetée entre les segments  $i$  et  $j$  est donnée par les équations suivantes :

$$P_{i,j} = \frac{\vec{i} \cdot \vec{j}}{(\max(|i|, |j|))^2} \quad (2.67)$$

$$P_{i,j} = \frac{(x_{ei} - x_{si})(x_{ej} - x_{sj}) + (y_{ei} - y_{si})(y_{ej} - y_{sj})}{(\max(d_i, d_j))^2} \quad (2.68)$$

## 2.4.2 Attributs de marges

La marge d'une feuille décrit la forme des dents sur une feuille ou l'absence de dents. La figure 2.23 énumère des marges de différents types. Le bord d'une feuille peut être divisé en plusieurs catégories [12] :

- Entière : n'a pas de lobes ni de dents sur la marge.
- Dentée : la marge est dentée avec des dents pointues.
- Crénelée : marge arrondie sans pointes.
- Lobée : la marge présente des lobes.
- Ondulée : marge ondulée.
- Denticulée : marge avec de petites dents régulières.
- Épineuse : marge avec des épines ou des piquants .

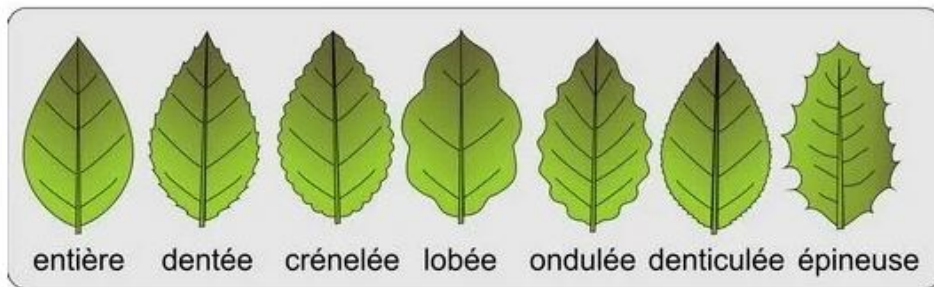


FIGURE 2.23 – Types de dentition au niveau des marges

Une grande variété de feuilles présente des dents sur le bord. Cette dernière s'est avérée être une caractéristique discriminante aux botanistes lorsqu'ils décrivent les feuilles. Pour extraire les attributs de marge, les dents des feuilles peuvent être quantifiées comme suit :

- Nombre total de dents.
- Le rapport entre la dispersion des dents et la hauteur de la feuille.
- L'acuité (angle) de la dent de la feuille.
- Orientation de la dent de la feuille en fonction de sa marge (base).

D'autres méthodes ont également été proposées par des chercheurs pour extraire les attributs de marge. Notamment, Corney et al. (2012) ont développé une méthode automatique

pour l'extraction des dentelures des feuilles en utilisant le contour des feuilles comme entrée. Leur approche, qui repose sur l'assignation d'un centroïde à chaque échantillon, a permis d'identifier des extrema locaux par l'analyse des variations de valeurs entre le centroïde et les points voisins. Parallèlement, Wang et al. (2008) ont proposé une méthode basée sur la binarisation des images, l'extraction de coins à l'aide d'un algorithme d'espace de courbure à échelle multiple, et l'utilisation de l'algorithme Curvature Scale Space (CSS) pour raffiner l'extraction des dentelures. Ils ont extrait diverses caractéristiques, notamment le nombre de dentelures et leur espacement. Ces deux études illustrent des approches complémentaires pour l'analyse des dentelures, mettant en évidence leur importance dans la classification des feuilles de plantes [68].

## 2.5 conclusion

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons mis en lumière l'importance du prétraitement et de la segmentation des images dans l'amélioration de la qualité des données et la précision des résultats ultérieurs. Ces étapes sont essentielles pour une analyse approfondie, permettant ainsi d'extraire divers attributs que nous avons abordés dans la deuxième partie, où nous avons ouvert la voie à la découverte de différentes méthodes d'extraction de ces attributs. En cumulant les connaissances acquises sur les méthodes d'extraction d'attributs des feuilles de plante, nous nous préparons à aborder le processus de classification dans le chapitre suivant.

# 3

## CLASSIFICATION ET IDENTIFICATION DES VARIÉTÉS DE FEUILLES DE PLANTES

## Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons abordé les divers attributs que l'on peut extraire des feuilles de plante, notamment les attributs de couleur, de texture et de forme. Ces attributs constituent des informations précieuses permettant de décrire avec précision les propriétés distinctives des feuilles. Cependant, l'extraction de ces attributs n'est qu'une étape d'un processus plus vaste visant à identifier et classer les différentes espèces de plantes.

La classification des feuilles de plantes est une tâche complexe qui nécessite non seulement des attributs bien définis mais aussi une méthode robuste pour organiser ces attributs en catégories significatives. Dans ce contexte, la résolution du problème de la classification implique de travailler avec un ensemble de données, l'objectif est alors de créer des classes d'objets homogènes tout en maximisant l'hétérogénéité entre ces différentes classes. Cette approche permet de regrouper les informations dans des ensembles plus généralisés, facilitant ainsi l'analyse et la compréhension des données.

Ce chapitre explore les principaux types et méthodes utilisés pour classer et identifier les feuilles de plantes.

### 3.1 Définition de la classification

La classification consiste à regrouper un ensemble de données tel que les pixels ou les images en classes homogènes [63]. Le processus de classification commence par la collecte et le prétraitement des données pour éliminer les erreurs et normaliser les valeurs. Ensuite, les attributs pertinents sont extraits et un modèle de classification est sélectionné. Ce modèle est ensuite utilisé pour classer les données selon les catégories définies.

En général, il existe deux approches principales pour enseigner à un système à classer les données : la classification supervisée et la classification non supervisée.

#### 3.1.1 Classification supervisée

La classification supervisée est une méthode d'apprentissage automatique qui consiste à attribuer des étiquettes ou des classes à des données en se basant sur un ensemble d'exemples préalablement étiquetés. Cette approche repose sur l'idée que, grâce à un modèle entraîné sur des données connues, il est possible de prédire la classe d'une nouvelle donnée. Dans le cadre de la classification d'images supervisée, le processus commence par la collecte d'un ensemble de données d'entraînement qui contient des images accompagnées de leurs étiquettes associées. Chaque image est caractérisée par des attributs visuels. Le modèle apprend à établir des relations entre ces caractéristiques visuelles et les classes correspondantes. Une fois le modèle entraîné, il peut être utilisé pour classer de nouvelles images dont les classes ne sont pas connues.

On dispose d'une matrice de données  $X$  qui est associé le vecteur  $Y$  des étiquette des classes

des données défini come suit [45] :

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \dots \\ y_i \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

où  $y_i \in \{1, \dots, C\}$  et 'C' c'est le nombre de classes des données noté  $W$ . A chaque donnée  $x_i$  est associée un label de classe  $y_i$ .

La matrice de similarité notée  $W(n \times n)$  peut être définis d'une manière supervisée en fonction des étiquète disponibles est définie comme suit :

$$W_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } y_i = y_j \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.2)$$

Les éléments de la matrice  $W$  sont égaux à 1 (similarité entre couples de données appartenant à la même classe) ou égaux à 0 (similarité entre couples de données appartenant à deux classes différentes).

### 3.1.2 Classification non-supervisée

La classification non supervisée des images est un processus où les images sont regroupées en classe (catégories) basées uniquement sur leurs caractéristiques intrinsèques, sans étiquettes préalables. Cette méthode consiste à structurer des classes non encore identifiées qui regroupent des individus. Dans un contexte non supervisé, nous ne disposons que de la matrice de données  $X$ , la construction de la matrice de similarité ne s'appuie sur aucune information concernant la structure des classes en présence.

**Le tableau ci-dessous montre la différence entre les deux méthodes de classification :**



	Classification supervisée	Classification non supervisée
	<p>Données étiquetées</p> 	<p>Données non étiquetées</p> 
Avantage	Offre une précision élevée.	Offre une exploration des données plus libre.
Inconvénient	La nécessité de la supervision humaine.	Résultats peuvent être moins interprétables.

TABLE 3.1 – : La différence entre les trois méthodes de classification

## 3.2 Méthodes de Classification supervisée

La classification supervisée comprend différentes méthodes qui varient en fonction de leur approche algorithmique, de leur capacité à traiter divers types de données et de leur sensibilité à différentes conditions, la qualité d'une méthode de classification est mesurée par sa capacité à découvrir certains ou tous les motifs cachés. Elle inclut des techniques telles que la machine à vecteurs de support(SVM), K-plus proches voisins (K-NN) et les réseaux de neurones artificiels(ANN).

### 3.2.1 K-plus proches voisins (K-NN)

La méthode du K-plus proches voisins (KNN) a été développée pour la première fois en 1951 par deux statisticiens renommés, Evelyn Fix et Joseph Hodges [61]. L'algorithme KNN fonctionne en trouvant les K exemples les plus proches d'un nouvel exemple dans un ensemble de données d'entraînement étiqueté, et cela basé sur des mesures de similarité, généralement il utilise la distance euclidienne entre les échantillons de test et d'apprentissage, de cette façon :

Soit  $x_i$  un échantillon d'entrée avec p attributs  $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$  et n le nombre total d'échantillons d'entrée ( $i=1,2,\dots,n$ ), la distance euclidienne entre les échantillons  $x_i(i=1,2,\dots,n)$  et  $x_l (l=1,2,\dots,n)$  est définie comme suit [69] :

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{j=1}^p (x_{ij} - x_{lj})^2} \quad (3.3)$$

Une fois que les K exemples les plus proches ont été identifiés, l'algorithme effectue un vote majoritaire sur leurs étiquettes et la classe la plus fréquente est attribuée au nouvel exemple .

Par exemple sur la figure 3.1, pour classer le point gris, on cherche les K=6 plus proches voisins, puis on les compte (bleu=3, jaune=2, vert=1), le point sera donc classé dans la classe 1.

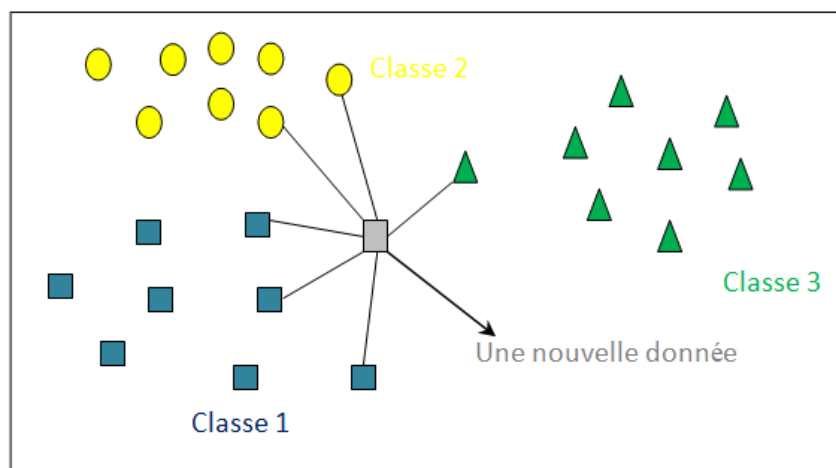


FIGURE 3.1 – Principe de la méthode K-plus proche voisin (KNN)

On présente dans le tableau 3.2 l'algorithme de KNN.

**Algorithme KNN (K-voisin le plus proche) :**

**Entrées :**

- $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  : Ensemble de données d'apprentissage étiquetées .
- $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  : Étiquettes de classe correspondantes pour chaque échantillon dans  $X$ .
- $K$  : Le nombre de voisins les plus proches à considérer.
- $x_{\text{test}}$  : Le nouvel exemple (échantillon) à classer.

**Sortie :** L'étiquette de classe prédite pour  $x_{\text{test}}$ .

**Étapes :**

1. Pour chaque échantillon  $x_i \in X$ , calculer la distance euclidienne entre  $x_i$  et  $x_{\text{test}}$  :

$$d(x_{\text{test}}, x_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^p (x_{\text{test},j} - x_{i,j})^2}$$

2. Classer tous les échantillons  $x_i \in X$  en fonction de leurs distances à  $x_{\text{test}}$ .
3. Sélectionner les  $K$  échantillons avec les plus petites distances à  $x_{\text{test}}$ .
4. Examiner les étiquettes de classe des  $K$  voisins sélectionnés. Effectuer un vote majoritaire pour déterminer la classe la plus fréquente parmi ces  $K$  voisins.
5. Attribuer à  $x_{\text{test}}$  la classe ayant reçu le plus grand nombre de votes.

TABLE 3.2 – Algorithme KNN (K-voisin le plus proche)

### 3.2.2 Machine à vecteurs de support(SVM)

Les Machines à vecteurs de support (SVM) ont été développés dans les années 1990 par Vladimir Vapnik [12]. Ils sont considérés comme l'un des algorithmes de classification des images les plus utilisés [26]. Leur principe de base est de trouver un hyperplan dans un espace de grande dimension qui sépare les exemples de différentes classes avec une marge maximale. On peut distinguer 2 types de SVM en fonction de la nature des données à traiter : les SVM linéaires et les SVM non linéaires. L'hyperplan séparateur est représenté par l'équation suivante [28] :

$$H(x) = w^T x + b \tag{3.4}$$

Où  $w$  est un vecteur de  $m$  dimensions et  $b$  est un terme. La fonction de décision, pour un exemple  $x$ , peut être exprimée comme suit :

$$\begin{cases} \text{classe}=1 & \text{Si } H(x) > 1 \\ \text{classe}=-1 & \text{Si } H(x) < -1 \end{cases} \tag{3.5}$$

Puisque les deux classes sont linéairement séparables, il n'existe aucun exemple qui se situe sur l'hyperplan, c-à-d qui satisfait  $H(x) = 0$  [28].

Pour le problème non linéaire, l'hyperplan optimal est créé en séparant deux classes avec des marges maximales.

La figure 3.2 représente le principe de la machine à vecteurs de support (SVM) :

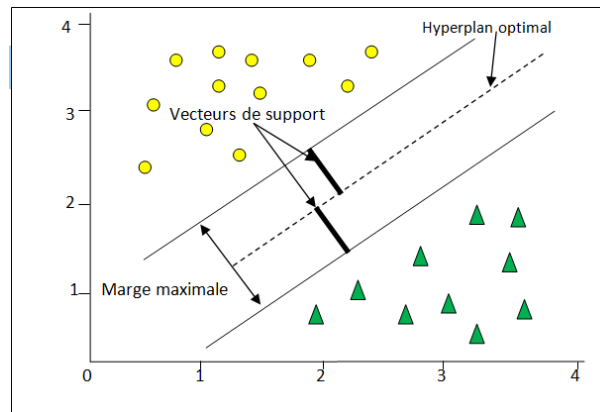


FIGURE 3.2 – Principe de la méthode SVM

**Algorithme SVM (Support Vector Machine) :**

**Entrées :**

- $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  : Ensemble de données d'apprentissage.
- $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$  : Étiquettes de classe correspondantes pour chaque échantillon dans  $X$ .

**Sortie :**

- Un hyperplan séparateur représenté par  $H(x) = w^T x + b$  où  $w$  est un vecteur de poids et  $b$  est un terme de biais.

**Étapes :**

1. Trouver l'hyperplan qui sépare les exemples des différentes classes avec une marge maximale. L'hyperplan séparateur est représenté par :

$$H(x) = w^T x + b$$

2. Pour un exemple  $x$ , la fonction de décision détermine la classe en fonction de la valeur de  $H(x)$  :

$$\text{Classe} = \begin{cases} 1 & \text{si } H(x) > 1 \\ -1 & \text{si } H(x) < -1 \end{cases}$$

3. Utiliser l'hyperplan trouvé pour classer de nouveaux exemples en fonction du signe de  $H(x)$ .

TABLE 3.3 – Algorithme SVM (Support Vector Machine)

### 3.2.3 Réseaux de neurones artificiels (ANN)

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont des modèles mathématiques non linéaires, de type « boîte noire » qui visent à simuler le comportement du cerveau humain [70]. Les ANN sont composés d'un grand nombre de neurones organisés en couches et interconnectés, travaillant en parallèle au sein d'un réseau.

Les neurones transmettent des signaux à travers des connexions, et chaque connexion est associée à un poids qui détermine l'importance de l'entrée du neurone précédent pour l'activité du neurone suivant. Les ANN ont la capacité de développer une représentation interne d'un modèle de signal qui est présenté comme entrée au réseau. Ce processus d'apprentissage automatique s'effectue par l'ajustement dynamique des poids adaptatifs associées à chaque neurone [71].

Un ANN peut comporter plusieurs couches, dont une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées (le nombre de couches cachées peut varier en fonction de la complexité de la tâche et de la structure du réseau) et une couche de sortie. Cette structure est illustrée dans la figure 3.3 :

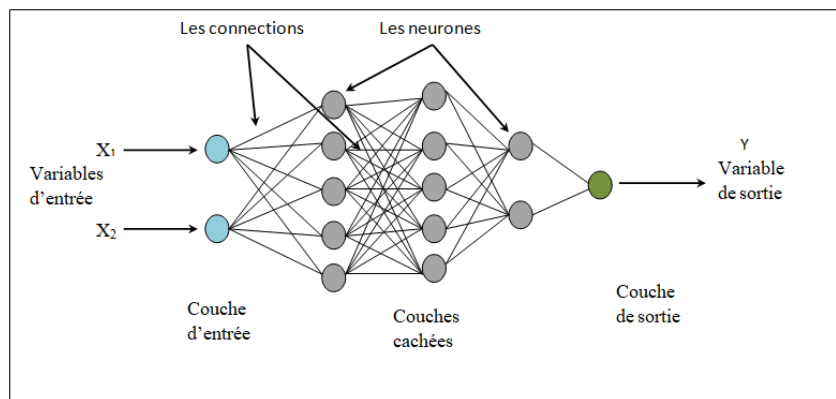


FIGURE 3.3 – Structure de ANN

### 3.3 Méthodes de Classification non supervisée

Il existe plusieurs méthodes de classification non supervisée, également appelées méthodes de clustering. Ces méthodes visent à partitionner un ensemble de données en plusieurs sous-ensembles regroupant des données similaires. Parmi les algorithmes non supervisés les plus populaires, on trouve K-means et FCM (Fuzzy C-Means) [8] :

#### 3.3.1 Algorithme des K-means

L'algorithme des k-moyennes (k-means) est la méthode de partitionnement la plus connue et la plus utilisée en classification non supervisée. Cet algorithme consiste à diviser un ensemble de données en k sous-ensembles (ou clusters) distincts, basés sur la similarité des données [72].

La figure 3.4 illustre un schéma représentant le principe de l'algorithme k-means, avec un nuage de points rouges et bleus, ainsi que deux centroïdes. Ces éléments montrent comment les points sont regroupés autour des centroïdes pour former des clusters distincts.

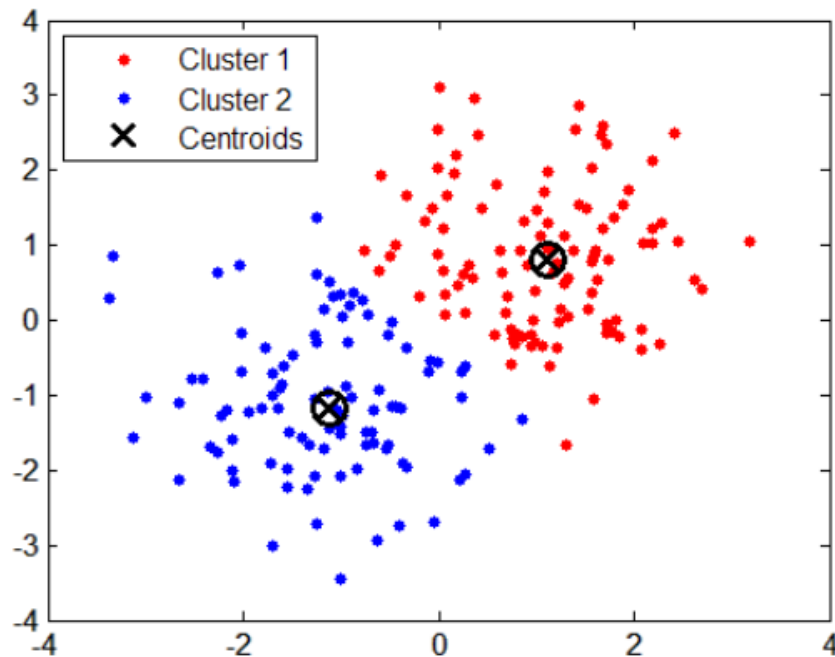


FIGURE 3.4 – Principe de k-means

L'algorithme de k-means est donné comme suit :

**Algorithme k-means :**

**Entrées :**  $k$  le nombre de clusters désiré.

**Sortie :** Une partition  $C = \{C_1, \dots, C_k\}$

**Étape 0 :**

1. Initialisation : On choisit aléatoirement dans  $X$  les  $k$  centres  $x_{1,0}^*, \dots, x_{k,0}^*$
2. Constitution d'une partition initiale  $C_0 = \{C_1, \dots, C_k\}$  par allocation de chaque objet  $x_i \in X$  au centre le plus proche :

$$C_l = \{x_i \in X \mid d(x_i, x_{l,0}^*) = \min_{h=1, \dots, k} d(x_i, x_{h,0}^*)\}$$

3. Calcul des centroïdes des  $k$  classes obtenues  $x_{1,1}^*, \dots, x_{k,1}^*$

**Étape t :**

4. Constitution d'une nouvelle partition  $C_t = \{C_1, \dots, C_k\}$  par allocation de chaque objet  $x_i \in X$  au centre le plus proche :

$$C_l = \{x_i \in X \mid d(x_i, x_{l,t}^*) = \min_{h=1, \dots, k} d(x_i, x_{h,t}^*)\}$$

5. Calcul des centroïdes des  $k$  classes obtenues  $x_{1,t+1}^*, \dots, x_{k,t+1}^*$
6. Répéter les étapes 4 et 5 tant que des changements s'opèrent d'un schéma  $C_t$  à un schéma  $C_{t+1}$  ou jusqu'à un nombre  $t$  d'itérations
7. Retourner la partition finale  $C_{\text{finale}}$

TABLE 3.4 – Algorithme de k-means

### 3.3.2 Algorithme des Fuzzy C-means

C'est l'équivalent flou de l'algorithme k-means. L'algorithme Fuzzy C-Means (FCM) est une méthode de clustering non supervisée qui permet de partitionner un ensemble de données en  $c$  clusters flous. Contrairement aux k-means, où chaque point de données appartient à un seul cluster, le FCM attribue à chaque point un degré d'appartenance à chaque cluster. Le principe de la méthode FCM consiste à minimiser la fonction objective suivante [72] :

$$J_m = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n \mu_{ik}^m d(x_i, a_k)^2 \quad (3.6)$$

ou :  $a_k$  est le centroïde du cluster  $k = 1, \dots, c$ .

$m \in [1, +\infty[$  l'indice de flou.

L'algorithme itératif du FCM est représenté dans le tableau suivant :

**Algorithme FCM :**

**Entrées :**  $k$ , le nombre de clusters désiré telque  $k \in \{1, \dots, c\}$ ,  $d$  une mesure de dissimilarité,  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$  l'ensemble des données,  $T$  le nombre maximum d'itérations, un paramètre de pondération  $m > 1$ , et un seuil  $\epsilon > 0$ .

**Sortie :** Une partition floue définie par les fonctions d'appartenance  $\{\mu_{ik}\}_{i=1, \dots, n, k=1, \dots, c}$ .

**Étapes :**

1. Initialiser les degrés d'appartenance  $\mu_{ik}$  pour chaque  $x_i$  appartenant au cluster  $C_k$  de manière à ce que la somme des appartenances pour chaque  $x_i$  soit égale à 1 :

$$\sum_{k=1}^c \mu_{ik} = 1$$

2. Calculer les centroïdes flous  $a_k$  pour chaque cluster  $C_k$ , en utilisant la formule suivante :

$$a_k(t) = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{ik}^m x_i(t)}{\sum_{i=1}^n \mu_{ik}^m}$$

3. Mettre à jour les degrés d'appartenance flous  $\mu_{ik}$  en utilisant la distance entre  $x_i$  et le centroïde  $a_k$  :

$$\mu_{ik}^{(t+1)} = \left( \frac{1}{d(x_i, a_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \left( \sum_{h=1}^c \left( \frac{1}{d(x_i, a_h)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right)^{-1}$$

4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que la fonction objectif  $J_m$  ne diminue plus significativement :

$$J_m = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n \mu_{ik}^m d(x_i, a_k)^2$$

TABLE 3.5 – Algorithme FCM

### **3.4 conclusion**

Après avoir décrit les différents attributs extraits, notamment la couleur, la texture et la forme, nous avons souligné l'importance de leur organisation pour former des classes homogènes, ce qui nous a conduit au problème de la classification, abordé dans ce chapitre. L'analyse de ces méthodes nous a permis de mieux comprendre comment elles facilitent non seulement la différenciation entre les variétés de feuilles, mais aussi leur identification précise. Ces techniques de classification constituent une étape essentielle dans la construction d'un modèle capable de distinguer efficacement les espèces végétales, en maximisant la cohérence interne des groupes tout en préservant leur hétérogénéité.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons notre application, qui a pour objectif l'extraction et la classification des feuilles de plantes dans le cadre d'une identification concrète des espèces. Ce travail vise à résoudre le défi complexe de la différenciation entre des variétés souvent très similaires.

# 4

## APPROCHE PROPOSÉE










## Introduction
























Dans un contexte où la vision par ordinateur et l'intelligence artificielle transforment l'industrie agricole, la classification des feuilles de plantes émerge comme un domaine d'application prometteur. La capacité à identifier et à classer les espèces végétales à partir d'images peut non seulement faciliter la gestion des cultures, mais également contribuer à la biodiversité et à la conservation des espèces. Ce chapitre se concentre sur notre approche méthodologique, structurée en quatre étapes fondamentales : le pré-traitement, la segmentation, l'extraction d'attributs et la classification. Ce chapitre présentera également l'évaluation des performances de notre approche, avec des tests et une analyse des résultats expérimentaux.

### 4.1 Base d'images

Les images de feuilles étudiées en littérature se divisent généralement en deux catégories selon les conditions d'acquisition d'images : les scans qui sont des images de feuilles scannées sur un fond complètement uniforme, et les photographies prises dans des conditions réelles. Les ensembles de données les plus importants (en termes d'utilisation) et les plus accessibles au public sont la base *Swedish* , la base *Flavia* . Les expériences qui visent à évaluer l'approche proposée sont appliquées sur la base *Flavia* décrite ci-dessous.

Ensemble de données *Flavia* : Cet ensemble de données contient 1907 images de feuilles de 32 espèces différentes, et 50-77 images par espèce. Ces feuilles ont été échantillonnées sur le campus de l'université de Nanjing et dans l'arboretum Sun Yat-Sen, à Nankin, en Chine. La plupart d'entre elles sont des plantes communes du delta du Yangtze, en Chine. Les images des feuilles ont été acquises par des scanners ou des appareils photo numériques sur un fond uni [20].

classe	Nom de l'espace	Exemple d'image	Nombres total d'image
1	Pubescent bamboo		59
2	Chinese horse chestnut		63
3	Chinese redbud		72
4	True indigo		73
5	Japanese maple		56
6	Gamble Nanmu		63
7	castor aralia		52
8	Goldenrain tree		59
9	Chinese cinnamon		55

classe	Nom de l'espace	Exemple d'image	Nombres total d'image
10	Anhui Barberry		65
11	Big-fruited Holly		50
12	Japanese cheesewood		62
13	wintersweet		52
14	camphortree		65
15	Japan Arrowwood		60
16	sweet osmanthus		56
17	deodar		77
18	maidenhair tree		62
19	Crepe myrtle		61
20	Oleander		66
21	yew plum pine		60
22	Japanese Flowering Cherry		55
23	Glossy Privet		55
24	Chinese Toon		65
25	Batsch peach		54
26	Ford Woodlotus		52
27	trident maple		53
28	Beale's barberry		55
29	southern magnolia		57
30	Canadian poplar		64
31	Chinese tulip tree		53
32	tangerine		56

## 4.2 Système proposé

Le but de notre travail, est de concevoir un système d'identification des espèces de plantes à base de feuilles, qui permet de relever certains défis inhérents à la morphologie et la physiologie des feuilles. L'idée est d'exploiter les caractéristiques de la feuille (couleur, forme, texture), au niveau du processus d'identification d'espèces de plantes. Le logiciel utilisé pour la conception de ce système est le Matlab 2018a. De plus en tant qu'outil optimisé pour le calcul matriciel, convient parfaitement pour le développement rapide d'algorithmes et de programmes pour la manipulation d'images numériques. Pour ce faire, nous avons proposé une démarche à quatre étape présentées dans la figure 4.1 :

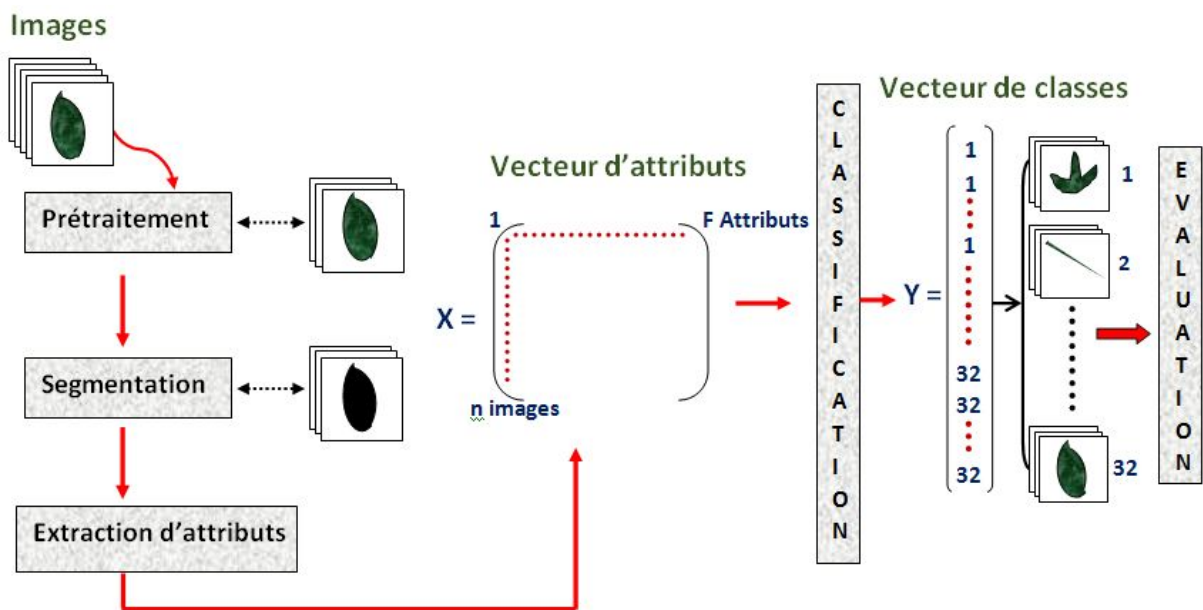


FIGURE 4.1 – Illustration du système proposé pour l'identification de feuilles de plantes

### 4.2.1 Prétraitement et segmentation

Dans le contexte de la base de données Flavia, les images sont scannées sur un fond uni, pour cela les prétraitements effectués sont simples et générales, tout en suivant l'enchaînement des étapes du prétraitement et segmentation présenté ci-dessous :

- **Redimensionnement** : pour la base de données FLAVIA, les images originales ont la dimension de  $(1600 \times 1200)$ , ces dimensions ne font pas l'objectif de notre travail. Nous avons donc redimensionné l'image, de façon à obtenir une taille unique pour toute les images qui suivent. Cela est fait, pour plusieurs raisons, l'une de ces raisons principales est d'obtenir une taille standard pour toutes les images, ce qui va aider l'algorithme de traiter les données d'entrée uniforme. Ensuite, cela permet d'améliorer la performance globale du système (rapidité).

Pour ce faire, nous avons fixé le nombre de colonne 'nc', et appliqué la règle de

trois pour le calcul du nouveau nombre de lignes 'nl' dans le but de conserver la forme et les détails de l'image, cette démarche est présentée ci-dessous :

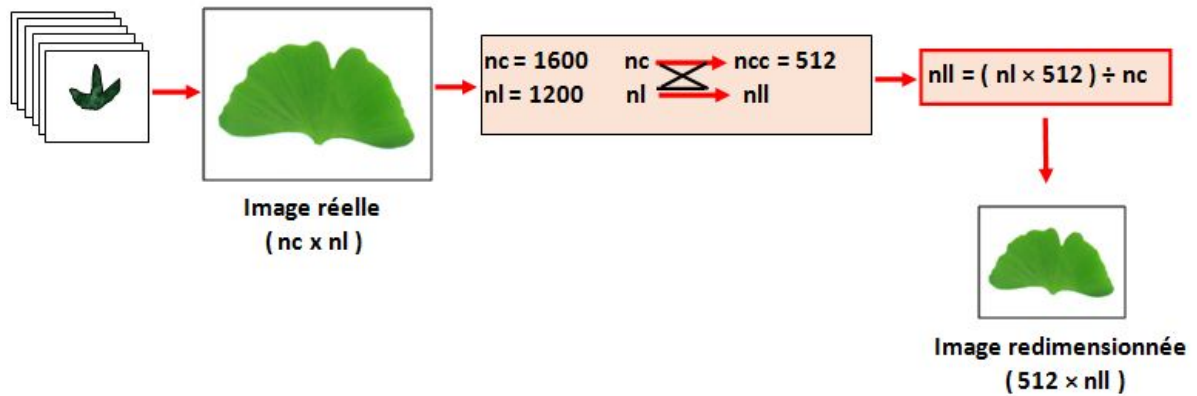


FIGURE 4.2 – Technique de redimensionnement utilisé

- **Filtrage** : lors de cette étapes on applique un filtre parmi les filtres cités dans le chapitre 2, à savoir un filtre médian et un filtre gaussien, dans le but d'améliorer la qualité de l'image.
- **Conversion d'image en niveau de gris** : cette conversion est faite pour l'application des méthodes de segmentation dans la prochaine étape. Ce traitement est nécessaire aussi pour l'extraction des attributs de textures (figure 4.3).

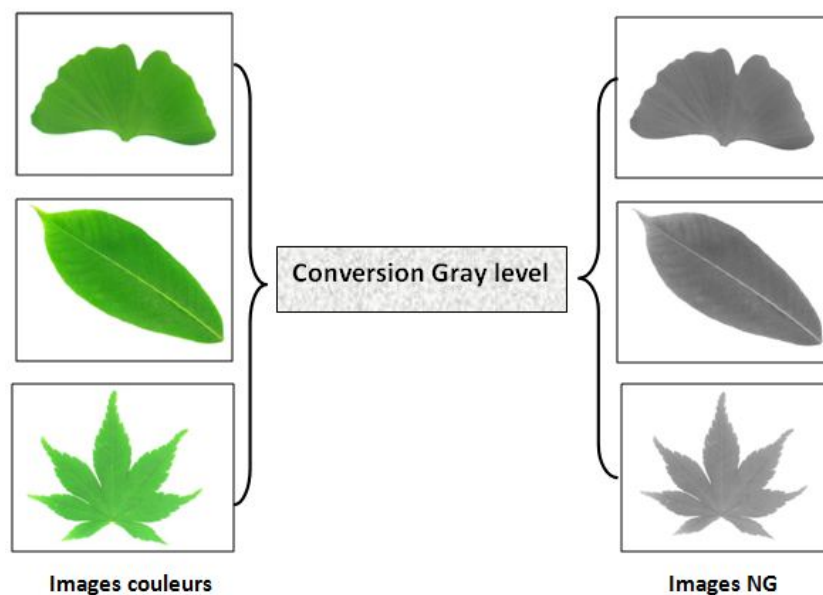


FIGURE 4.3 – Conversion Gray Level

- **Segmentation** : cette étape vise à séparer la feuille de plante du fond de l'image. Pour ce faire, nous avons appliquée la méthode de segmentation par classification par k-means (algorithme (3.4) avec  $k=2$ ). Sachant que cette technique initialise aléatoirement les centres de classes, le résultat est donc une image binaire avec le fond noir et la feuille en blanc, ou bien le contraire. À ce stade, nous voudrions fixer le fond de l'image en noir et la feuille en blanc.

Pour ce faire nous avons utilisé une technique de vérification des valeurs des pixels se trouvant à chaque coin de l'image segmentée comme suit : - Si la valeur des pixels des coins est de 1, ça veut dire le fond est en blanc, on inverse alors les valeurs des pixels de l'image segmentée (masque).  
- Si la valeur des pixels des coins est de 0, on garde la même image pour le reste du traitement, cette procédure est illustré si-dessous (4.2.1) :

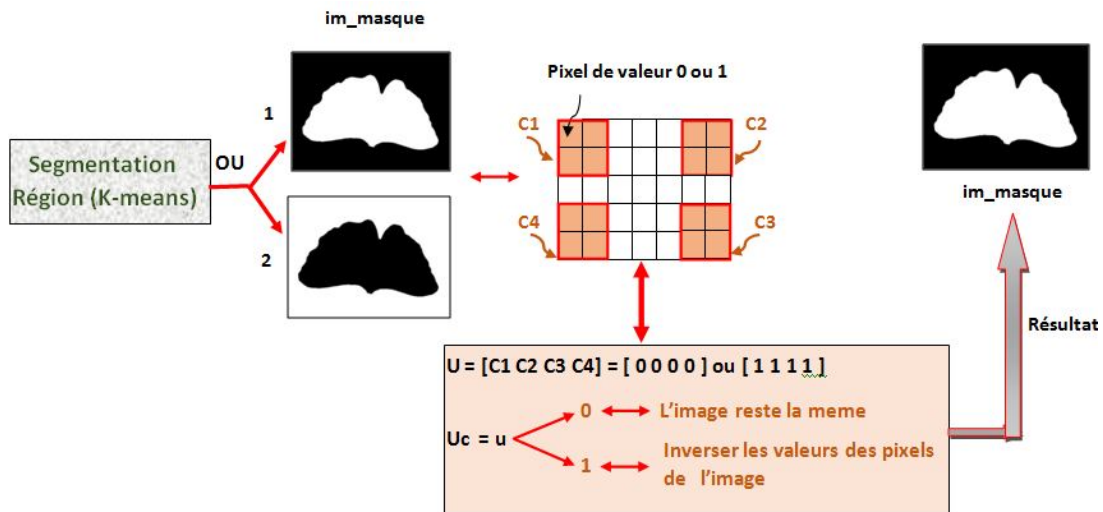


FIGURE 4.4 – Technique de vérification du fond de l'image segmentée.

Pour la détection du contour de la feuille de plante, nous avons appliqué le filtre de Sobel décrits dans le chapitre 2.

À la fin de cette phase, les résultats correspondent à deux images : image région (k-means) et image contour (sobel), de la feuille de plante avec un fond uni noir. À l'issue de l'image région on applique la convolution avec l'image couleur afin de fixer le fond de cette dernière en noir, et on applique la même procédure pour l'image en niveau de gris (NG). Finalement, on obtient quatre images qui seront exploiter pour l'extraction d'attributs : image masque (attributs de forme), image contour (attributs de forme) , image couleur (attributs de couleur) et l'image NG (attributs de texture), suivant le récapitulatif illustré dans la figure 4.5.

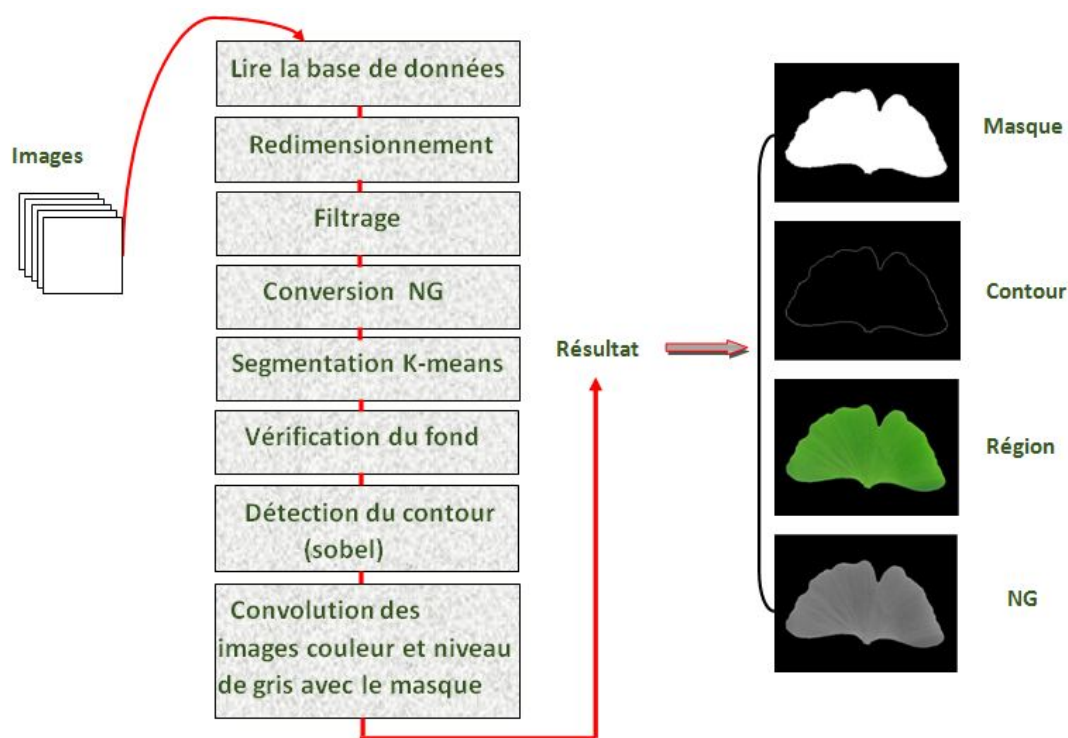


FIGURE 4.5 – Récapitulatif de l'étape du prétraitement et segmentation

## 4.2.2 Extraction d'attributs

Dans cette section nous allons présenter les différents attributs extraits (figure 4.6).

- **Attributs de couleurs** : dans cette partie, les attributs de couleur sont composés de la moyenne (mean), le minimum (min), le maximum (max) et la variance (std) de chaque composante de chacun des espaces suivant : RVB, Lab, Hsv XYZ et Yuv. Ainsi, on obtient un total de 60 ( $3 \times 4 \times 5$ ) attributs de couleurs.
- **Attributs de formes** : pour cette partie, parmi les attributs de forme définis dans le chapitre 2, les attributs utilisés comprennent : l'aire, périmètre, diamètre, circularité, solidité, rapport d'aspect, densité, irrégularité, longueur de l'axe principal, longueur du petit axe, convexité, excentricité, Compacité, filled area, extent. Ainsi on obtient un total de 15 attributs de formes.
- **Attributs de texture** : les techniques appliqués pour cette partie sont les suivantes : les attributs de haralick issue des GLCM (4 attributs), LBP(10 attributs), Gabor (24 attributs) et Hog(117 attributs), ces derniers sont définis dans le chapitre 2. Ainsi, on obtient un total de 155 attributs de textures.

Après l'extraction de tous les attributs cités précédemment (un total de 230), ces derniers sont représentés dans un vecteur appelé 'vecteur d'attributs'. Pour chaque image on calcule une combinaison d'attributs extraits précédemment (couleur + formes + textures).

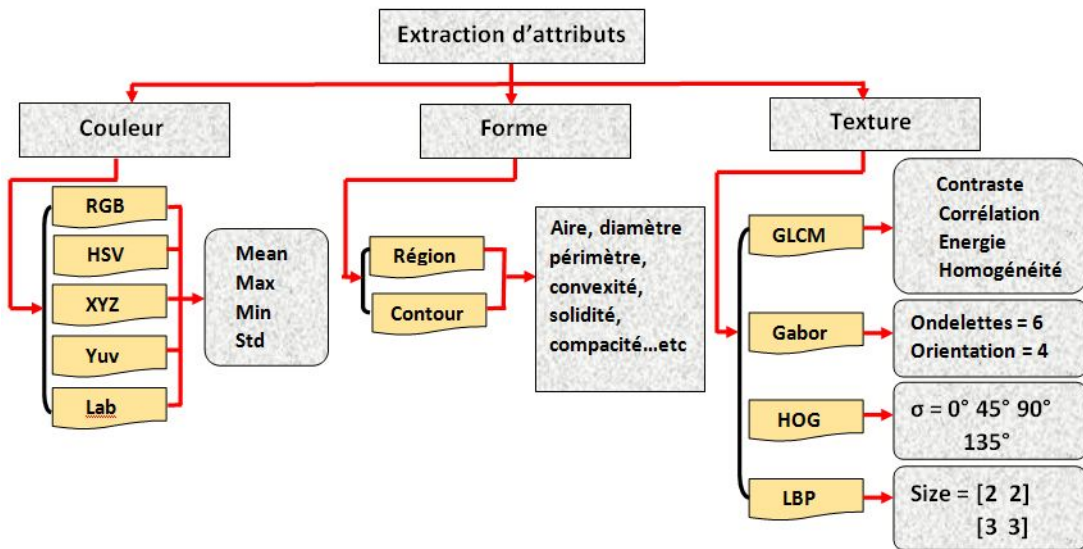


FIGURE 4.6 – Méthodes proposées pour l'extraction des différents attributs de feuilles de plantes

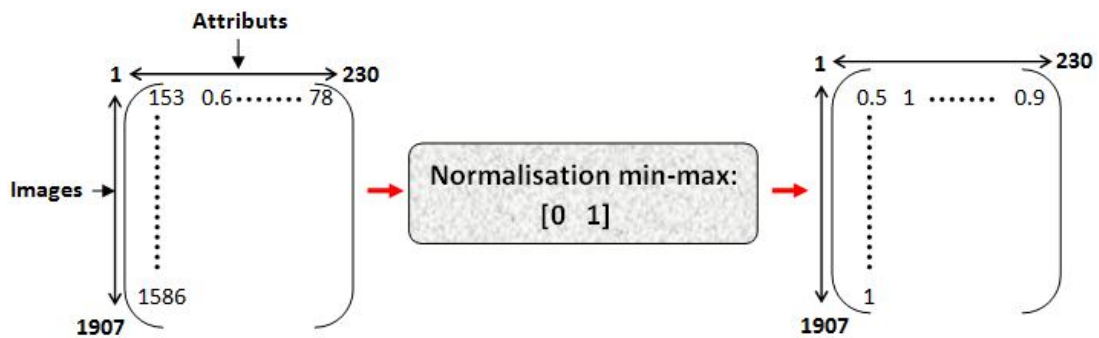


FIGURE 4.7 – Exemple de normalisation [min max]

À l'issue de ce vecteur, les valeurs s'étendent potentiellement de l'infini, cependant une étape de normalisation est appliquée afin de fixer l'échelle des attributs entre 0 et 1 (voir l'exemple de la figure 4.7).

### 4.2.3 Classification

La dernière étape aboutit à la classification des vecteurs d'attributs résultants en fonction des espèces auxquelles ils appartiennent. Les espèces auxquelles les images appartiennent sont représenté par un vecteur dit 'vecteur de classes'. Ainsi, nous avons fait appel à deux classifieurs à savoir KNN et SVM (voir chapitre 3). La base de données FLAVIA est divisée en deux ensembles : Apprentissage et Test. La base d'apprentissage seras exploité dans cette étape et la base test pour l'évaluation des résultats (figure 4.8).

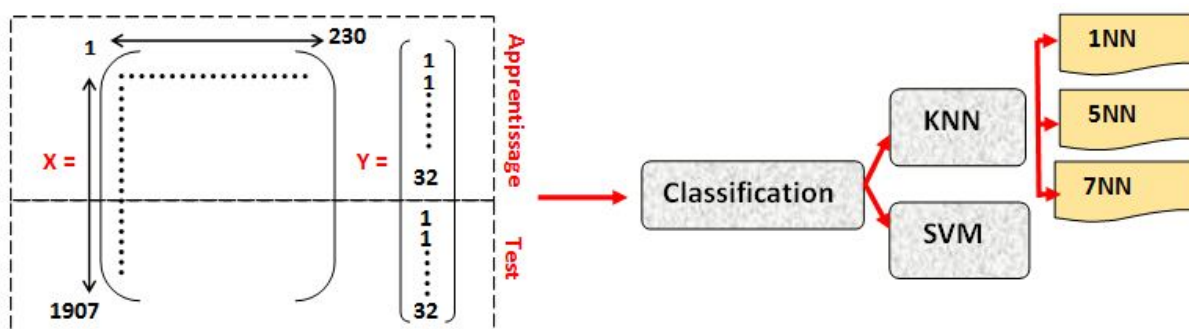


FIGURE 4.8 – Méthodes de classification proposées

#### 4.2.4 Evaluation

La justesse du système proposé a été calculée à l'aide de l'expression suivante qui utilise les détails numériques des plantes correctement classées à partir de la base de test des images de feuilles.

$$Accuracy = \left( \frac{\text{nombre des images classées correctement}}{\text{nombre total d'images}} \right) \times 100 \quad (4.1)$$

### 4.3 Résultats et discussions

Afin de valider la pertinence des choix effectués dans ce travail, nous avons évalué l'importance de nos attributs extraits, de façon à analyser les performances de chaque étape du système proposé. Environ 70% des images de la base Flavia sont destinées à l'entraînement et 30% sont destinées au test. Nous avons entraîné et testé deux classificateurs différents (KNN, SVM). Dans un tableau, on a regroupé le taux de classification des images obtenus avec les différentes approches proposés.

#### 4.3.1 Étude de l'impact du redimensionnement

Tout d'abord, nous avons généré des résultats sans appliquer aucune dimensionnalité, ensuite nous avons effectué la technique de redimensionnement proposé en fixant le nombre de colonne à 256 ensuite à 512. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 4.1.

Taille	Filtrage	segmentation	Attributs	Classification			
				KNN			SVM
				1NN	5NN	7NN	
256	Sans	KM	C+F+T	93.71	91.08	89.51	94,06
512	Sans	KM	C+F+T	94.23	91.61	90.21	94.76
1600	Sans	KM	C+F+T	92.83	90.56	89.34	<b>95.10</b>

TABLE 4.1 – Résultats de classification suivants les approches proposés

## Interprétation

D'après les résultats de classification obtenues, il paraît que l'image dans sa taille originale fait le meilleur choix. Sauf que, un problème important est posé influent les performances de notre système : traiter toutes les images de la base de données prendrait beaucoup de temps. Il devient donc nécessaire de redimensionner les images pour améliorer la rapidité du traitement. À ce niveau, nous avons effectué une comparaison entre les taux de classification obtenus avec différentes approches. Ainsi, on a constaté qu'en fixant le nombre de colonnes à 512, les résultats de classification se rapprochent de ceux de l'image originale, ça veut dire que malgré le redimensionnement l'image garde toujours ses détails. Cependant, nous avons décidé que le redimensionnement à 512 colonnes serait notre choix optimal.

### 4.3.2 Étude de l'impact du filtrage

Nous avons généré des résultats sans appliquer le filtrage, suivants les différentes approches de classification proposées. Nous avons appliqué deux types de filtres (médian et gaussien), afin de vérifier l'impact de ces derniers sur la classification. Les résultats obtenus sont représentés dans le tableau 4.2.

Taille	Filtrage	segmentation	Attributs	Classification			
				KNN			SVM
				1NN	5NN	7NN	
512	sans	KM	C+F+T	94.23	91.61	90.21	94,76
512	Médian	KM	C+F+T	<b>94.93</b>	89.86	88.11	94.58
512	Gaussien	KM	C+F+T	93.88	91.26	89.34	<b>94.76</b>

TABLE 4.2 – Résultats de classification par rapport au filtrage suivants les approches proposés

## Interprétation

Nous constatons que les taux de classification obtenus avec les différentes approches sur les images filtrés avec un filtre median sont juste parfaits. De plus les résultats restent presque équivalents en traitant l'image dans son originalité. Pour affirmer cette interprétation nous étudions dans ce qui suit l'impact du filtrage sur l'extraction de chaque ensemble d'attributs ( Couleur, Forme, Texture) et leur combinaisons (C+T, C+F, F+T, C+F+T).

### 4.3.3 Étude des attributs

Nous avons généré en premier lieu des résultats en utilisant le filtre médian tout en évaluant les différents attributs extraits à savoir : chaque attribut individuellement ensuite combiné, les résultats sont représentés dans le tableau 4.3. Ensuite, nous avons effectué la même démarche pour le filtre gaussien, les résultats sont également indiqués dans le tableau 4.4. Finalement, nous avons analysés les images dans leur originalité, ça veut dire

sans filtrage tout en suivant la même procédure et les résultats sont représentés dans le tableau 4.5.

Taille	Filtrage	segmentation	Attributs	Classification			
				KNN			SVM
				1NN	5NN	7NN	
512	Médian	KM	C	78.67	81.12	78.15	81.29
512	Médian	KM	T	90.73	85.31	84.09	91.26
512	Médian	KM	F	70.80	69.06	67.48	55.24
512	Médian	KM	C+T	93.88	89.16	87.59	94.41
512	Médian	KM	C+F	91.08	89.59	87.24	90.73
512	Médian	KM	T+F	91.93	87.76	85.84	91.96
512	Médian	KM	C+F+T	<b>94.93</b>	89.86	88.11	94.58

TABLE 4.3 – Résultats de classification en utilisant le filtre médian

Taille	Filtrage	segmentation	Attributs	Classification			
				KNN			SVM
				1NN	5NN	7NN	
512	Gaussien	KM	C	75.52	75.87	75.35	77.62
512	Gaussien	KM	T	92.31	88.11	86.36	92.48
512	Gaussien	KM	F	71.15	71.68	70.28	55.59
512	Gaussien	KM	C+T	93.53	90.56	88.99	94.23
512	Gaussien	KM	C+F	88.46	86.71	86.19	90.21
512	Gaussien	KM	T+F	93.36	89.51	87.06	93.01
512	Gaussien	KM	C+F+T	93.88	91.26	89.34	<b>94.76</b>

TABLE 4.4 – Résultats de classification en utilisant le filtre gaussien

Taille	Filtrage	segmentation	Attributs	Classification			
				KNN			SVM
				1NN	5NN	7NN	
512	Sans	KM	C	77.97	75.87	75.17	77.97
512	Sans	KM	T	92.48	88.29	86.36	92.83
512	Sans	KM	F	70.80	69.41	68.53	56.12
512	Sans	KM	C+T	93.71	90.73	89.51	94.23
512	Sans	KM	C+F	89.16	86.19	86.01	90.91
512	Sans	KM	T+F	93.36	90.03	87.41	93.18
512	Sans	KM	C+F+T	94.23	91.61	90.21	<b>94.76</b>

TABLE 4.5 – Résultats de classification sans filtrage

### Interprétation

Après une analyse approfondie des résultats de classification, il paraît que le filtrage n'a pas apporté une grande amélioration significative malgré la variation des attributs,

mais le filtre médian n'en demeure pas moins le meilleur résultat. En revanche, le traitement des images filtrées par un filtre médian fait le choix optimal pour la conception de notre système. Ainsi lorsque les attributs sont considérés individuellement, le taux de classification est toujours faible par rapport à leur combinaisons. En, combinaison, les attributs offrent un taux élevé suivant les différentes méthodes de classification.

#### 4.3.4 Étude des méthodes de classification

La différence entre les performances de chaque classifieur est due à leurs limitations. La méthode de classification KNN présente plusieurs limitations par rapport à SVM. Elle nécessite un temps de calcul plus élevé lors de la prédiction, car il doit comparer chaque nouvelle donnée avec l'ensemble des exemples d'entraînement, contrairement à SVM qui effectue un apprentissage préalable. Les résultats obtenus par le 1NN ont contestés ces limitation, en offrant le meilleur taux de classification qui vaut de 94.93%.

#### Discussion

L'analyse des résultats des tableaux [4.5 4.4 4.3] , met en lumière l'impact de chaque ensemble d'attributs considérée individuellement sur la classification. On remarque que les attributs de texture, marquent leur pertinence par rapport aux autres attributs, dans toutes les conditions, car ils offrent une analyse approfondie des caractéristiques internes des feuilles, tels que les motifs, la rugosité et la disposition d'éléments. Contrairement aux attributs de couleur et de forme, qui peuvent varier en fonction de nombreux facteurs (la qualité de l'image, l'éclairage,etc). En revanche, lorsque ces attributs sont combinés, une amélioration significative des résultats est observée. Parmi les différentes combinaisons, celle des attributs 'Couleur + Forme + Texture' se distingue comme étant le choix optimal pour le système proposé, car elle permet d'exploiter les complémentarités entre les attributs, renforçant ainsi la précision et la robustesse de la classification.

### 4.4 Décision des résultats expérimentales

Suite à l'analyse des tests et à l'évaluation des approches proposés pour la conception de notre système, nous avons sélectionné les options présentées dans le tableau 4.6. Ces choix se distinguent par leur capacité à fournir un taux de classification de 94,93%, se rapprochant ainsi du meilleur taux classification obtenu en considérant l'image dans sa taille originale qui es de 95,10% , obtenu avec la méthode de SVM. Cette performance élevée témoigne de l'efficacité des méthodes retenues et souligne leur pertinence pour notre objectif, garantissant ainsi une classification satisfaisante et précise. Ce résultat encourage à poursuivre dans cette direction.

Taille	Filtrage	segmentation	Attributs	classification	
				1NN	SVM
512	médian	KM	C+F+T	94.93	-
1600	Sans	KM	C+F+T	-	95.10

TABLE 4.6 – Décision des expérimentation

## 4.5 Conclusion

Dans cette étude, un aperçu approfondi des différentes techniques d'identification des plantes a été présenté en soulignant leurs avantages et leurs inconvénients. Un système d'identification a été proposé, qui exploite les attributs classique extraits à partir des images de feuilles de plantes. Ce système utilise la réduction de la dimensionnalité, et un classificateur KNN adéquat à la classification des images de feuilles de plantes dans notre contexte. Bien que le SVM s'est avéré très efficace pour la classification des images de feuilles de plantes en offrant un taux de classification de 95,10%, mais en raison de la rapidité de système on a choisi le classificateur KNN ( $k=1$ ) qui a donné des résultats intéressants en atteignant un taux de classification de 94.93% ce résultat est presque équivalent avec les autres approches. Les résultats obtenus sont très prometteurs, indiquant que la méthode proposée pourrait constituer une solution précise et pratique pour la classification des feuilles de plantes. Toutefois, pour améliorer encore son efficacité, il serait bénéfique d'intégrer des techniques de segmentation avancées, particulièrement adaptées aux images de feuilles présentant un arrière-plan complexe. Cela permettrait de mieux isoler les attributs des feuilles, réduisant ainsi les interférences visuelles et améliorant la précision de la classification. Nos travaux futurs sont davantage concentrés sur l'enrichissement des attributs extraits car il est très intéressant d'intégrer les attributs spécifique (veines et marges) , combinées avec les attributs traditionnel (couleur, forme et texture). De plus, le fait de développer notre ensemble de données de feuilles permet d'inclure des attributs de feuilles plus diverses. En valorisant ces éléments, le système pourrait atteindre des performances encore plus élevées dans des conditions variées.

# CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Étant donné l'importance cruciale de l'agriculture pour la vie humaine, tant sur le plan environnemental (production d'oxygène, purification de l'air, ressources en eau) qu'économique (médicaments, alimentation, etc.), ce secteur reçoit une attention particulière. Les plantes jouent un rôle central dans l'agriculture, leur classification et préservation est une priorité absolue avant qu'elles ne disparaissent, puisque ces dernières sont exposées à une diversité de menaces.

L'identification manuelle des espèces de plantes, constitue une tâche particulièrement complexe et chronophage. Cette approche nécessite souvent l'expertise d'un botaniste, capable de reconnaître les caractéristiques spécifiques des différentes espèces. Cependant cela n'est pas toujours pratique et peut entraîner des retards dans le diagnostic, de plus les variations morphologiques entre espèces peuvent rendre l'identification encore plus ardue, augmentant ainsi le besoin d'outils automatisés et fiables pour soutenir les agriculteurs dans leurs pratiques de gestion.

Dans le cadre de notre travail, nous avons principalement abordé les différentes techniques d'extraction d'attributs dans le but de classification des espèces de plantes par les images de leur feuilles.

Au début de ce travail, nous avons présenté un aperçu botanique qui englobe les définitions spécifiques aux plantes, ainsi nous avons données quelques notions de base sur l'analyse et le traitement d'images. De plus, nous avons présenté le processus classique d'identification des espèces de plantes.

La feuille étant caractérisée par sa couleur, forme, texture et ses nervures, plusieurs techniques ont été proposées dans le Chapitre 2, comprenant l'extraction des attributs avec ses différentes catégories à savoir : les attributs traditionnels ( couleur, forme et texture) et les attributs spécifiques.

Nous avons présenté dans le Chapitre 3, un état de l'art de plusieurs classificateurs et architectures d'apprentissage automatique et profond, permettant d'en attribuer à la classification des images de feuilles de plantes.

Dans le Chapitre 4, un système automatique qui comprenne les différentes étapes de la chaîne de classification des images de feuilles de plantes (redimensionnement, filtrage, extraction d'attributs, normalisation, classification). Ce système est basé sur l'extraction des attributs traditionnels (couleur forme texture) et sur le KNN pour la classification. Les résultats des tests ont donné un taux global de très bonne classification de 94.93%. Ces résultats ont prouvés que la combinaison des attributs proposés est une méthode efficace pour la classification des feuilles de plantes de manière automatique et directement à partir d'images.

Pour finir, ce thème de recherche nous a offert l'opportunité d'engager un véritable travail d'exploration et d'apprentissage. Nous avons également pris conscience de l'importance croissante de l'intelligence artificielle et des techniques d'apprentissage automatique dans l'analyse d'images. Cette expérience enrichissante nous incite à poursuivre nos recherches dans ce domaine prometteur et à contribuer à son développement futur.

# Bibliographie

- [1] L. Thébault, *UML1*, <https://www.tela-botanica.org/>.
- [2] D. Polidori, *Clé de détermination des plantes toxiques pour les animaux domestiques*. PhD thesis, 2017.
- [3] J. Mouton, “Les types biologiques foliaires de raunkiaer. etat actuel de la question,” *Bulletin de la Société Botanique de France*, vol. 113, no. sup2, pp. 28–36, 1966.
- [4] G. G. H. François<sup>1&2</sup>, O. A. Aziz, A. A. Y. Césaire, and T. Brice, “Usages des plantes d’intérêt socio-économique au sein des communautés mahi et nago de la commune de savalou au bénin,” *Bull. sci. environ. biodivers*, vol. 3, 2019.
- [5] O. Gargominy, P. Bouchet, M. Pascal, T. Jaffré, and J.-C. Tourneur, “Conséquences des introductions d’espèces animales et végétales sur la biodiversité en nouvelle-calédonie,” *Revue d’écologie*, vol. 51, no. 4, pp. 375–402, 1996.
- [6] A. Annexe, “La biologie des extinctions,” *Génétique des populations subdivisées : théorie et applications*, p. 173, 2001.
- [7] J. Delord, “L’extinction des espèces entre mort et résurrection,” *Études sur la mort*, no. 2, pp. 21–34, 2003.
- [8] C. Yang, *Plant leaf recognition by integrating shape and texture features*. Elsevier, 2021.
- [9] P. Bolon, J.-M. Chassery, J.-P. Cocquerez, D. Demigny, C. Graffigne, A. Montanvert, S. Philipp, R. Zéboudj, J. Zerubia, and H. Maître, *Analyse d’images : filtrage et segmentation*. Masson, 1995.
- [10] J. Desachy, “Analyse d’images,” *notes de cours-version*, vol. 1, 2001.
- [11] N. Brichet, “Analyse d’image pour la détection d’organes spécifiques de plantes : l’épi de maïs au début de son développement,” 2014.
- [12] L. Houria and B. Oumessàd, “Classification des feuilles de plantes à base de moment de hu,” 2014.
- [13] M. Chilowicz, “Une synthse sur les formats usuels d’images numériques fixes,” *Rapport de recherche*, 2006.
- [14] Y. Peng, “Classification automatique de commentaires synchrones dans les vidéos de danmaku,” 2024.
- [15] H. Le Borgne and C. Bouget, “Suivis de biodiversité par la reconnaissance automatique des espèces sur photographies : Perspectives et défis,” *Natura*, vol. 2023, no. 6, pp. 75–96, 2023.

- 
- [16] B. Givord-Coupeau and R. Gaëtan, “Comparaison de méthodes de photo-identification manuelle et semi-automatiques pour le suivi individuel de la vipère péliade (*Vipera berus*),” *Bulletin de la Société Herpétologique de France*, no. 182, pp. 1–10, 2023.
- [17] H. K. TRAORE, “Analyse du bâti à Bingerville grâce aux méthodes de classification supervisée,”
- [18] A. Sournia, “Classification et nomenclature de divers dinoflagellés marins (dinophyceae),” *Phycologia*, vol. 23, no. 3, pp. 345–355, 1984.
- [19] R.-E. Spichiger and D. Jeanmonod, *Botanique systématique des plantes à fleurs : une approche phylogénétique nouvelle des angiospermes des régions tempérées et tropicales*. EPFL Press, 2002.
- [20] J. Wäldchen and P. Mäder, “Plant species identification using computer vision techniques : A systematic literature review,” *Archives of computational methods in engineering*, 2018.
- [21] A. Olaode, G. Naghdy, and C. Todd, “Unsupervised classification of images : a review,” *International Journal of Image Processing*, vol. 8, no. 5, pp. 325–342, 2014.
- [22] S. BELAROUCI and S. BENMOKHTAR, *Méthode coopérative pour la segmentation d’images IRM cérébrales basée sur les techniques FCM et Level Set*. PhD thesis, 2012.
- [23] M. P. Starmans, S. R. van der Voort, J. M. C. Tovar, J. F. Veenland, S. Klein, and W. J. Niessen, “Radiomics : data mining using quantitative medical image features,” in *Handbook of medical image computing and computer assisted intervention*, pp. 429–456, Elsevier, 2020.
- [24] N. Roduit *et al.*, *JMicroVision : un logiciel d’analyse d’images pétrographiques polyvalent*, vol. 65. Section des Sciences de la Terre, Université de Genève, 2007.
- [25] A. K. Shakya, A. Ramola, A. Kandwal, and R. Prakash, “Comparison of supervised classification techniques with alos palsar sensor for roorkee region of uttarakhand, india,” *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2018.
- [26] B. Patil, A. Pattanshetty, and S. Nandyal, “Plant classification using svm classifier,” in *Third International Conference on Computational Intelligence and Information Technology (CIIT 2013)*, pp. 519–523, IET, 2013.
- [27] M. A. Bouhedadja, *Utilisation de l’apprentissage profond pour la classification des mauvaises herbes dans le bleuet nain*. PhD thesis, Université du Québec à Trois-Rivières, 2021.
- [28] A. DJEFFAL, *Utilisation des méthodes Support Vector Machine (SVM) dans l’analyse des bases de données*. PhD thesis, Université Mohamed Khider-Biskra, 2012.
- [29] D. Casanova, J. J. de Mesquita Sá Junior, and O. M. Bruno, “Plant leaf identification using gabor wavelets,” *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 19, no. 3, pp. 236–243, 2009.
- [30] L. Hamrouni, “Visual object classification using computer vision techniques,”

- 
- [31] X. He, G. Qi, Z. Zhu, Y. Li, B. Cong, and L. Bai, "Medical image segmentation method based on multi-feature interaction and fusion over cloud computing," *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 126, p. 102769, 2023.
- [32] D. D. Patil and S. G. Deore, "Medical image segmentation : a review," *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, vol. 2, no. 1, pp. 22–27, 2013.
- [33] J. H. Waarsing, J. S. Day, and H. Weinans, "An improved segmentation method for in vivo  $\mu$ ct imaging," *Journal of bone and mineral research*, vol. 19, no. 10, pp. 1640–1650, 2004.
- [34] M. Sandeli, "Traitement d'images par des approches bio-inspirées application à la segmentation d'images," *Université Constantine*, vol. 2, p. s1, 2014.
- [35] T. Beghin, J. S. Cope, P. Remagnino, and S. Barman, "Shape and texture based plant leaf classification," in *Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems : 12th International Conference, ACIVS 2010, Sydney, Australia, December 13-16, 2010, Proceedings, Part II 12*, pp. 345–353, Springer, 2010.
- [36] A. Kefali, T. Sari, and M. Sellami, "Evaluation de plusieurs techniques de seuillage d'images de documents arabes anciens," in *5ème symposium international Images Multimédias Applications Graphiques et Environnements*, pp. 123–134, 2009.
- [37] F. LuTHON, X. Navarro, and M. Liévin, "Seuillage entropique en traitement d'images," in *18e Colloque sur le Traitement du Signal et des Images (GRETSI'01)*, vol. 2, pp. 353–356, 2010.
- [38] B. Mouadna and A. Kefali, "Séparation texte/fond dans les images de documents dégradés par combinaison de plusieurs techniques de seuillage,"
- [39] A. Basset, J. Boulanger, P. Bouthemy, C. Kervrann, and J. Salamero, "Détection de spots avec sélection d'échelle automatique et seuillage adaptatif en microscopie de fluorescence.," *Traitement du Signal*, vol. 32, no. 2-3, pp. 287–310, 2015.
- [40] G. S. Shokouh, *Detection de ligne multi échelle et de points clef basée sur un filtrage anisotrope demi-Gaussien*. PhD thesis, IMT Mines Alès, 2022.
- [41] K. Dalia, *Classification non supervisée de pixels d'images couleur par analyse d'histogrammes tridimensionnels*. PhD thesis, Université Mouloud Mammeri, 2017.
- [42] M. A. Wirth, "Shape analysis and measurement," *Image processing group*, pp. 1–49, 2004.
- [43] N. Vandenbroucke, L. Macaire, and J.-G. Postaire, "Color image segmentation by pixel classification in an adapted hybrid color space. application to soccer image analysis," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 90, no. 2, pp. 190–216, 2003.
- [44] A. McAndrew, *An introduction to digital image processing with MATLAB*. Course Technology Press, 2004.
- [45] C. Meurie, *Segmentation d'images couleur par classification pixellaire et hiérarchie de partitions*. PhD thesis, Caen, 2005.
- [46] A. Boucetta, *Etude de l'effet des Transformées de Décorrélation en Compression des Images Couleurs RGB*. PhD thesis, Université de Batna 2, 2010.
- [47] C. G. Healey and J. T. Enns, "A perceptual colour segmentation algorithm," 1996.

- [48] A. Tremeau, *Contribution des modèles de la perception visuelle à l'analyse d'image couleur*. PhD thesis, Saint-Etienne, 1993.
- [49] M. L. Benomar, *Combinaison adaptative des informations texture et couleur pour la segmentation d'images médicales*. PhD thesis, 16-05-2018, 2018.
- [50] K. Houari and K. Mohamed-Khireddine, "Recherche d'images par le contenu," *These. Université MENTOURI CONSTANTINE*, 2010.
- [51] G. Pass, R. Zabih, and J. Miller, "Comparing images using color coherence vectors," in *Proceedings of the fourth ACM international conference on Multimedia*, pp. 65–73, 1997.
- [52] M. A. Stricker and M. Orengo, "Similarity of color images," in *Storage and retrieval for image and video databases III*, vol. 2420, pp. 381–392, SPIE, 1995.
- [53] Y. Mingqiang, K. Kidiyo, R. Joseph, *et al.*, "A survey of shape feature extraction techniques," *Pattern recognition*, vol. 15, no. 7, pp. 43–90, 2008.
- [54] M. A. J. Ghasab, S. Khamis, F. Mohammad, and H. J. Fariman, "Feature decision-making ant colony optimization system for an automated recognition of plant species," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 5, pp. 2361–2370, 2015.
- [55] T. Decourselle, *Etude et modélisation du comportement des gouttelettes de produits phytosanitaires sur les feuilles de vignes par imagerie ultra-rapide et analyse de texture*. PhD thesis, Université de Bourgogne, 2013.
- [56] D. Attia, *Segmentation d'images par combinaison adaptative couleur-texture et classification de pixels. : Applications à la caractérisation de l'environnement de réception de signaux GNSS*. PhD thesis, Université de Technologie de Belfort-Montbeliard, 2013.
- [57] A. Porebski, "Sélection d'attributs de texture couleur pour la classification d'images. application à l'identification de défauts sur les décors verriers imprimés par sérigraphie," *Application à l'identification de défauts sur les décors verriers imprimés par sérigraphie*, 2009.
- [58] M. Keivani, J. Mazloum, E. Sedaghatfar, and M. B. Tavakoli, "Automated analysis of leaf shape, texture, and color features for plant classification.," *TRAITEMENT du Signal*, vol. 37, no. 1, pp. 17–28, 2020.
- [59] N. P. Singh, T. Nagahma, P. Yadav, and D. Yadav, "Feature based leaf identification," in *2018 5th IEEE Uttar Pradesh section international conference on electrical, electronics and computer engineering (UPCON)*, pp. 1–7, IEEE, 2018.
- [60] S. Rahman, S. Rahman, and A. Bahalul Haque, "Automated detection of cardiac arrhythmia based on a hybrid cnn-lstm network," in *Emergent Converging Technologies and Biomedical Systems : Select Proceedings of ETBS 2021*, pp. 395–414, Springer, 2022.
- [61] N. Marriwala, C. Tripathi, S. Jain, and S. Mathapathi, *Emergent Converging Technologies and Biomedical Systems : Select Proceedings of ETBS 2021*, vol. 841. Springer Nature, 2022.
- [62] T. Zhang, X. Zhang, X. Ke, C. Liu, X. Xu, X. Zhan, C. Wang, I. Ahmad, Y. Zhou, D. Pan, *et al.*, "Hog-shipclsnet : A novel deep learning network with hog feature fusion

- for sar ship classification,” *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 60, pp. 1–22, 2021.
- [63] I. Chatti and A. Koul, “La classification des feuilles de vigne à base de descripteur histogramme de gradient orienté,”
- [64] Z. Boukemoum, “Détection des véhicules par histogramme orienté gradient,” 2019.
- [65] A. BENOUAER, S. TAHRINE, A. MERAOUZIA, and M. KORICHI, “Système biométrique basé sur les motifs locaux binaires orientés (lbp),”
- [66] O. Mzoughi, *Analyse et description de la morphologie foliaire : application à la classification et l’identification d’espèces de plantes*. PhD thesis, Télécom ParisTech; Université de Tunis El-Manar. Faculté des Sciences de . . . , 2016.
- [67] A. Ambarwari, Q. J. Adrian, Y. Herdiyeni, and I. Hermadi, “Plant species identification based on leaf venation features using svm,” *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, vol. 18, no. 2, pp. 726–732, 2020.
- [68] S. Rizk, *Plant leaf classification using dual path convolutional neural networks*. PhD thesis, Notre Dame University-Louaize, 2019.
- [69] L. E. Peterson, “K-nearest neighbor,” *Scholarpedia*, vol. 4, no. 2, p. 1883, 2009.
- [70] D. Meriem, “Modélisation des rendements phoenicicoles par les réseaux de neurones artificiels,”
- [71] G. Hepner, T. Logan, N. Ritter, and N. Bryant, “Artificial neural network classification using a minimal training set- comparison to conventional supervised classification,” *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, vol. 56, no. 4, pp. 469–473, 1990.
- [72] G. Cleuziou, *Une méthode de classification non-supervisée pour l’apprentissage de règles et la recherche d’information*. PhD thesis, Université d’Orléans, 2004.