



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mohamed Khider – BISKRA
Faculté des Sciences Exactes, des Sciences de la Nature et de la Vie
Département d'informatique

N° d'ordre : SIOD04/M2/2021

Mémoire

Présenté pour obtenir le diplôme de master académique en

Informatique

Parcours : Système d'Information Optimisation et Décision (SIOD)

Imagerie thermique pour le contrôle qualité

Par :

MOHAMED Aymene Slimane

Soutenu le 26/06/2021 devant le jury composé de :

Nom Prénom	grade	Président
Abdelhamid Djeffal	grade	Rapporteur
Nom Prénom	grade	Examineur

Année universitaire 2020-2021

Remerciements

Je tiens à remercier tous ceux qui ont cru en moi, m'ont aidé et m'ont poussé vers le succès, je suis vraiment reconnaissant envers vous tous.

Un merci spécial à mon superviseur Dr, Abdelhamid Djefal,

Je n'oublierai jamais vos faveurs, vous me soutenez toujours avec vos conseils et guides, vous m'avez appris le plaisir de l'exploration de données et vous m'avez fait l'aimer, à cause de vous je présente ceci travail orgueilleux.

Maman et papa qu'Allah vous bénisse ! vous n'avez peut-être aucune idée de ce que j'essaie de faire, de ce que j'étudie et de l'endroit où je passe mon temps, mais vous avez toujours été fier et heureux pour moi.

Chers frères merci pour votre soutien et m'encouragement tu es le meilleur de tous et la meilleure chose qui me soit jamais arrivée.

Merci à tous

Résumé

Les dattes sont de petits fruits abondants et populaires au Moyen-Orient et en Afrique du Nord et ont une présence internationale croissante. Il existe de nombreux types de dates, chacune avec des caractéristiques différentes. Le tri des dates est un processus clé dans l'industrie des dattes et peut être un travail fastidieux.

L'imagerie thermique peut être utilisée pour le contrôle de la qualité dans de nombreuses industries qui est surtout utilisée pour détecter les défauts qui ne sont pas visibles en surface. C'est une méthode d'inspection non destructive. La principale tâche industrielle des systèmes d'imagerie thermique est de surveiller la température des installations industrielles.

Dans cette mémoire, nous présentons une méthode de contrôle qualité des dattes de leurs images thermiques basées sur le traitement d'images et l'apprentissage supervisé.

Différentes dates ont diverses caractéristiques distinctives qui peuvent être utiles pour reconnaître une date particulière. Celles-ci les caractéristiques incluent la couleur, la texture et la forme.

Dans le système proposé, un mélange convenablement conçu de différentes caractéristiques visuelles a été extrait, une image d'une date est décomposée en ses composantes de couleur.

Des caractéristiques de taille et de poids sont ajoutées aux descripteurs de couleur pour décrire complètement la date. La méthode a été mise en œuvre et testée empiriquement sur des données d'image couvrant 9 qualités différentes de dates.

Puis, plusieurs méthodes de classification ont été essayées, jusqu'à performances ont été atteintes.

Mots clé :

Image thermique, contrôle de qualité, contrôle non destructif, traitement d'image, apprentissage supervisé.

ملخص

التمر فاكهة صغيرة وفيرة ومشهورة في الشرق الأوسط وشمال أفريقيا ولها حضور دولي متزايد. وهناك أنواع عديدة من التمور ، لكل منها خصائص مختلفة. فرز التمور هو عملية رئيسية في هذه الصناعة ويمكن أن يكون عمل شاق.

ويمكن استخدام التصوير الحراري لمراقبة الجودة في العديد من الصناعات. وهذه طريقة غير تدميرية للتفتيش ، تستخدم أساسا للكشف عن العيوب غير المرئية على السطح. واليوم ، تتمثل المهمة الصناعية الرئيسية لأنظمة التصوير الحراري في رصد درجة حرارة المرافق الصناعية.

وفي هذه المقالة ، نعرض طريقة لمراقبة جودة تواريخ التمر باستخدام الصور الحرارية استنادا إلى معالجة الصور والتعلم الخاضع للإشراف.

تتميز ثمار التمر المختلفة بخصائص مميزة مختلفة يمكن أن تكون مفيدة في التعرف على تمر معين. وتشمل هذه الخصائص اللون والملبس والشكل.

في النظام المقترح ، تم استخلاص مزيج مصمم بشكل مناسب من الخصائص المرئية المختلفة ، ويتم تقسيم صورة التمر إلى مكوناته اللونية.

تتم إضافة خصائص الحجم والوزن إلى واصفات اللون لوصف التمر بشكل كامل. تم تنفيذ الطريقة واختبارها تجريبياً على بيانات صور تغطي 9 أنواع مختلفة من التمور.

ثم جربت عدة طرق تصنيف حتى تحقق الأداء.

الكلمات المفتاحية:

التصوير الحراري ، ومراقبة الجودة ، والاختبار غير المتلف ، ومعالجة الصور ، والتعلم تحت الإشراف.

Table des matières

1	Introduction	13
2	Définition d'image :	14
3	Caractéristiques d'une image numérique :	14
3.1	Dimension	14
3.2	Résolution	15
3.3	Bruit :	15
3.4	Histogramme :	15
3.5	Luminance :	15
3.6	Contraste :	16
3.7	Images à niveaux de gris :	16
3.8	Images en couleurs :	16
4	Acquisition d'une image :	16
4.1	Outils d'acquisition :	17
4.1.1	Une source lumineuse :	17
4.1.2	Une scène :	17
4.1.3	Le capteur :	18
4.1.4	Un système de traitement :	18
5	Types d'images :	18
6	Traitement d'image :	19
6.1	Prétraitement :	19
6.1.1	La modification d'histogramme :	20
6.1.2	La réduction du bruit par filtrage :	20
6.2	Segmentation :	21
6.3	Analyse :	21
7	Control de qualité	22
8	Qu'est-ce que le contrôle qualité ?	22
9	Importance :	22
10	Les caractéristiques d'un contrôle :	23
11	Les types de contrôle :	23
11.1	Contrôle destructif :	23
11.2	Le contrôle non destructif (CND) :	24
12	Évaluation de la qualité des aliments en utilisant des méthodes non destructives :	24
12.1	Système de vision machine :	24
12.2	Technologie de détection spectrale :	25
12.3	Technologie d'imagerie hyper spectrale :	26

Table des matières

12.4	Techniques acoustiques :.....	27
13	L'imagerie thermique (TI) comme technique d'analyse des procédés dans les industries alimentaires :	28
14	Travaux connexes :	29
15	Conclusion :.....	30
1	Introduction :	32
2	Qu'est-ce que l'apprentissage automatique ?.....	32
3	Types de systèmes d'apprentissage automatique :	33
3.1	Apprentissage supervisé :.....	34
3.1.1	Régression.....	34
3.1.2	Classification	34
3.2	Apprentissage non supervisé :.....	35
3.2.1	Regroupement :	35
3.2.2	Réduction de la dimensionnalité :	35
3.3	Apprentissage par renforcement:	36
4	Arbres de décision :	36
4.1	Comment l'arbre se divise et grandit ?.....	37
4.2	Conditions d'arrêt du partitionnement :	38
5	Réseau de neurones artificiels (ANN) :.....	38
5.1	Perceptrons multicouches (Feedforward Neural Network) :	39
5.2	L'architecture MLP a un minimum de trois couches !.....	40
6	SVM (Support Vector Machine ou Machine à vecteurs de support) :	41
7	Conclusion :.....	42
1	Introduction	44
2	Méthodologie	44
2.1	System d'acquisition :.....	47
	Résultat	49
2.2	Prétraitement :	50
2.2.1	Segmentation d'image :.....	51
2.2.2	L'analyse d'image :.....	53
2.3	Entraînement	56
2.3.1	Fractionnement des données :.....	58
2.3.2	Choisir un modèle :	58
2.3.3	Évaluation :	58
2.3.4	Réglage des hyper paramètres :	59

Table des matières

2.3.5	Prédiction :.....	59
3	Conclusion.....	61
1	Introduction :.....	63
2	Applications et outils d'implémentation :	63
2.1	Python :.....	63
2.2	Open CV :.....	65
2.3	Numpy :.....	65
2.4	PyCharm :.....	66
2.5	Weka :.....	67
3	Résultats et discussion :.....	68
3.1	Base de données :.....	68
3.2	Métriques d'évaluation du modèle :	71
3.2.1	Taux de reconnaissance :.....	71
3.2.2	Rappel :	72
3.3	Résultats et discussion :.....	72
3.3.1	Perceptron multicouche :	72
3.3.2	SVM :.....	74
3.3.3	Réseaux bayésiens :.....	75
3.3.4	Bayésien naïf :.....	75
3.3.5	Arbres de décision :	76
3.3.6	Comparaison des méthodes utilisées :.....	76
3.3.7	Comparaison avec les travaux connexes :.....	76
4	Conclusion.....	77

Liste des figures

Figure 1. 1 Les composants d'un système de vision machine.....	25
Figure 1. 2 différents spectres de rayonnement électromagnétique.....	26
Figure 1. 3.système d'imagerie hyperspectral.....	27
Figure 2. 1 Architecture d'un arbre de décision.....	37
Figure 2. 2 Différences entre le perceptron humains et l'artificiel.....	38
Figure 2. 3 Architecture d'un perceptron multicouches.....	39
Figure 2. 4 Architecteur d'un vecteur support machine.....	42
Figure 2. 5 Le concept générale du system proposé.....	46
Figure 2. 6 Un support de camera portable.....	47
Figure 2. 7 Un balance numerique.....	48
Figure 2. 8 Un exemple des images couleur d'une date.....	48
Figure 2. 9 Camera thermique.....	49
Figure 2. 10 Un exemple des images thermales des dates.....	49
Figure 2. 11 Diagramme represente la phase du pretraitement.....	50
Figure 2. 12 Image en couleur et image en binaire de la meme date.....	51
Figure 2. 13 Les differentes espaces de couleur utiliser pour segmenter l'objet a une image thermique.....	52
Figure 2. 14 les contours d'une date.....	53
Figure 2. 15 un rectangle englobant la zone de contour d'un objet.....	54
Figure 2. 16 image recadrée (région d'intérêt).....	54
Figure 2. 17 diagramme de la phase du creation de modèle.....	57
Figure 2. 18 diagramme represente la phase de prédiction.....	60
Figure 3. 1 logo du python.....	64
Figure 3. 2 logo du bibliotheque OpenCV.....	65
Figure 3. 3 logo du bibliotheque Numpy.....	66
Figure 3. 4 logo du logiciel Pycharm.....	67
Figure 3. 5 logo du logiciel Weka.....	68
Figure 3. 6 une partie de la base utilisée pour l'entrainement des modèles.....	70
Figure 3. 7 description de la base de donnée capturée du Weka.....	70
Figure 3. 8 description de l'attribut classe capturée du Weka.....	71
Figure 3. 9 Courbe graphique représentent les résultats des modèles de réseaux de neurones créés dans la méthode 1.....	73
<i>Figure 3. 10 Courbe graphique représentent les résultats des modèles de réseaux de neurones créés dans la méthode 2.....</i>	<i>74</i>
Figure 3. 11 diagramme a barres représentent les résultats des modèles svm créés.....	75

Liste des tableaux

Tableau 1 les resultats obtenus des differentes algorithmes utilisés.....	76
Tableau 2 comparaison des résultats obtenus dans notre system avec les travaux connexes sites.....	77

Introduction générale

Avec les demandes croissantes des clients, la production de dates dans le monde continue d'augmenter ces dernières années. La date est un produit agricole essentiel dans les pays du Moyen-Orient et d'Afrique du Nord qui joue un rôle économique considérable dans ces régions. Selon l'Organisation pour l'alimentation et l'agriculture (FAO), ces pays sont le plus grand producteur de dates au monde.

Les dates de la région arabe sont bien connues pour leur goût. Les dates sont délicieuses et riches en nutriments. La date fraîche est une très bonne source de vitamine C, même si elle disparaît une fois séchée. C'est également une bonne source de sucre, de glucides, de fibres, de calcium, de fer et de potassium. Cependant, il n'a pas une quantité significative de graisse ou de cholestérol.

La date a quatre étapes distinctes du processus de maturation qui sont décrit traditionnellement par la variation de sa couleur, de sa texture et de son goût.

Pendant le processus de croissance et de maturation et la phase de récolte, une partie du produit est endommagée par certains parasites, insectes, acariens et équipements mécaniques et ces défauts entraînent des pertes économiques importantes pour le stockage et l'exportation des dates.

Habituellement, les dates sont récoltées à différents niveaux de maturité. Les dates récoltées sont d'abord inspectées pour déterminer leurs niveaux de maturité. Les dates affinées sont ensuite classées et conditionnées selon leur qualité.

Pour deux raisons principales, il n'est pas recommandé d'emballer les dates avec des stades de maturité différents dans le même emballage. Premièrement, ils peuvent avoir des effets mutuels destructeurs, et deuxièmement, afin d'améliorer les conditions de commercialisation, les différents goûts des clients doivent être pris en compte.

Pour une installation d'emballage traditionnelle, un grand nombre de travailleurs sont employés dans le processus de classement et d'emballage manuels. Ce processus manuel d'inspection visuelle demande beaucoup de travail, prend du temps et souffre d'incohérences et d'imprécisions causées par l'inexpérience ou la fatigue des travailleurs humains. Avec l'augmentation des coûts de main-d'œuvre, le processus de classement manuel constitue une dépense majeure pour les producteurs de dates. Ainsi, les systèmes de tri automatique devraient être développés pour économiser l'énergie, améliorer la qualité du produit emballé et obtenir la satisfaction du client. Donc non destructif

Introduction générale

Des méthodes sont nécessaires pour détecter les stades de maturité de la date.

La recherche scientifique sur les dates de manière automatisée n'est pas très ancienne. Cela a commencé il y a environ 20 ans ; cependant, beaucoup de choses sont encore en question. La plupart des recherches précédentes se sont concentrées sur le classement des dattes.

L'imagerie thermique peut être utilisée pour le contrôle de la qualité dans de nombreuses industries. C'est une méthode d'inspection non destructive, qui est surtout utilisée pour détecter les défauts qui ne sont pas visibles en surface. De nos jours, la principale tâche industrielle des systèmes d'imagerie thermique est de surveiller la température des installations industrielles.

L'objectif de ce projet est d'étudier la structure des images thermiques et de sélectionner les techniques de prétraitement et d'analyse appropriées qui permettent d'extraire les caractéristiques les plus importantes à utiliser dans le contrôle qualité des dates.

Dans ce projet de master, nous nous concentrons sur la conception et la mise en œuvre d'une application qui permet d'utiliser des images thermiques d'une date et d'en extraire les caractéristiques et d'utiliser l'apprentissage supervisé pour détecter leur qualité.

Notre mémoire est organisé en 4 chapitres avec une introduction générale et une conclusion. Dans le premier chapitre, nous présentons le domaine du traitement d'images numériques et du contrôle qualité. À travers le deuxième chapitre, nous proposons une introduction au domaine de l'apprentissage automatique. Le troisième chapitre traite de la conception de notre solution et de la mise en œuvre de nos nouvelles architectures et des résultats obtenus.

Traitement d'image et control de qualité

Chapitre 1

Traitement d'image et contrôle de qualité

1 Introduction

Le codage des images pour la transmission par câbles a été tenté en 1920 (avant même l'avènement de l'ordinateur), mais de sérieuses tentatives de traitement d'images numériques ont commencé à la fin des années 60 et au début des années 70. L'importance de traitement d'images numériques augmente en raison de le fait que la vision est l'un des sens humains les plus dominants.

L'utilisation des techniques de traitement d'images pour l'inspection des fruits et légumes a augmenté au cours des dernières années.

Les techniques de traitement d'images ont été un objet de recherche et d'application depuis plus de quatre décennies. Ces techniques ont utilisé dans de nombreux domaines d'ingénierie tels que la robotique, le traitement d'images industrielles, industrie agroalimentaire et autres "domaines".

La rapidité, les possibilités d'évaluation non destructive, les procédures d'application faciles, la quantité de sortie par unité de temps sont quelques avantages favorisant l'application de traitement d'images aux problèmes d'ingénierie.

L'application des techniques de traitement d'images aux domaines de préparation des aliments a évolué pour la première fois en 1989 pour l'inspection de la qualité des grains.

Traitement d'image et control de qualité

2 Définition d'image :

Une image numérique est une matrice de valeurs représentant une scène point à point. Chaque Case de cette matrice (pixel) représente une zone de la scène originale projetée sur le plan d'observation. La valeur de chaque pixel correspond à la valeur moyenne du signal reçu pour la zone correspondante de la scène, qui peut être représentée en utilisant différents codes, de sorte que des images binaires, grises, couleur et même multi spectrales puissent être décrites. Par conséquent, les images numériques contiennent ces données raster représentant la scène, mais elles contiennent également une certaine quantité de données d'information, appelées métadonnées, qui fournissent des informations sur les paramètres d'acquisition d'images. De telles métadonnées sont souvent nécessaires pour comprendre l'image elle-même, par exemple, ce que représentent les valeurs stockées dans une matrice ou quand l'image a été acquise (Marin, 2019).

Une image numérique est une représentation discrète d'une scène continue. En d'autres termes, dans une image numérique, chaque pixel enregistre la valeur moyenne de la zone capturée, il n'y a donc pas d'objets continus dans l'image au sens mathématique du terme. La nature discrète de l'image oblige à ajuster une série de méthodes d'analyse mathématique que nous pouvons utiliser (Marin, 2019).

3 Caractéristiques d'une image numérique :

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants (DALIA, 26 /09 /2017):

3.1 Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multipliée par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image (DALIA, 26 /09 /2017).

Traitement d'image et control de qualité

3.2 Résolution

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. Sur les moniteurs d'ordinateurs, la résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur; plus grand est ce nombre, meilleure est la résolution (DALIA, 26 /09 /2017).

3.3 Bruit :

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur (DALIA, 26 /09 /2017).

3.4 Histogramme :

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans le cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée.

Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (Rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image, on modifie souvent l'histogramme correspondant (DALIA, 26 /09 /2017).

3.5 Luminance :

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet (DALIA, 26 /09 /2017).

Traitement d'image et control de qualité

3.6 Contraste :

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images (DALIA, 26 /09 /2017).

3.7 Images à niveaux de gris :

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit, mais par un octet. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant.

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux (DALIA, 26 /09 /2017).

3.8 Images en couleurs :

Même s'il est parfois utile de pouvoir représenter des images en noir et blanc, les applications multimédias utilisent le plus souvent des images en couleurs. La représentation des couleurs s'effectue de la même manière que les images monochromes avec cependant quelques particularités. En effet, il faut tout d'abord choisir un modèle de représentation. On peut représenter les couleurs à l'aide de leurs composantes primaires. Les systèmes émettant de la lumière (écrans d'ordinateurs,...) sont basés sur le principe de la synthèse additive : les couleurs sont composées d'un mélange de rouge, vert et bleu (modèle R.V.B.) (DALIA, 26 /09 /2017).

4 Acquisition d'une image :

L'objectif général de l'acquisition d'images est de convertir des images optiques (données du monde réel) en matrices de données numériques, qui peuvent être exploitées sur

Traitement d'image et control de qualité

un ordinateur à l'avenir. Avant de commencer tout traitement vidéo ou d'image, l'image doit être capturée par la caméra et convertie en une entité gérable (A, juillet 2017).

L'acquisition d'images processus se compose de trois étapes :

1. Système optique qui focalise l'énergie
2. Énergie réfléchie par l'objet d'intérêt
3. Un capteur qui mesure la quantité d'énergie.

L'acquisition d'images est réalisée par des caméras.

Nous utilisons différentes caméras pour différentes applications.

Si nous avons besoin d'une image radiographique, nous utilisons un appareil photo (film) sensible aux rayons X. Si nous voulons image infrarouge, nous utilisons des caméras sensibles au rayonnement infrarouge. Pour les images normales (famille photos, etc.) nous utilisons des caméras sensibles au spectre visuel (A, juillet 2017).

L'acquisition d'images est la première étape dans n'importe quel système de traitement d'image.

4.1 Outils d'acquisition :

L'acquisition d'une image numérique requiert plusieurs éléments :

4.1.1 Une source lumineuse :

Elle peut être naturelle ou artificielle, polarisée ou non. Le spectre de la source lumineuse véhicule l'énergie de base qui permettra de capturer l'image (A, juillet 2017).

4.1.2 Une scène :

Le ou les objets à observer. Le plus souvent, la scène sera traversée par la lumière émise par la source lumineuse. Les principales informations fournies par la scène via le dispositif seront ses spectres de transmission, d'absorption et de réflexion (A, juillet 2017).

Traitement d'image et control de qualité

4.1.3 Le capteur :

C'est un élément qui convertit les images de scène en signaux électriques grâce à l'effet photoélectrique. La technologie utilisée dans le capteur détermine dans une certaine mesure la qualité de l'image numérique finale. Le capteur a des caractéristiques physiques telles que la zone exposée, la résolution et la sensibilité, mais il peut également être "noir et blanc" ou "couleur" (A, juillet 2017).

4.1.4 Un système de traitement :

Il s'agit d'un composant électronique directement lié au capteur et utilisé pour son fonctionnement. Le but du système de traitement est de numériser les informations capturées (conversion analogique-numérique). L'équipement électronique du système de traitement détermine les échantillons codés lors du balayage de l'image. Il est important d'être vigilant, car certains systèmes de traitement effectuent des opérations plus ou moins complexes sur le signal du capteur, comme le réglage du gain (amplification du signal). Une autre opération courante consiste à interpoler des capteurs équipés de filtres pour fournir des informations "couleurs" (A, juillet 2017).

Il convient de choisir très précautionneusement chacun de ces éléments en fonction de la problématique à traiter.

5 Types d'images :

- ✓ Imagerie chimique
- ✓ Imagerie médicale (Imagerie optique médicale, Imagerie par résonance magnétique, Imagerie moléculaire, Imagerie tactile)
- ✓ Imagerie radar
- ✓ Reprographie
- ✓ L'imagerie de speckle
- ✓ Imagerie stéréo
- ✓ Thermographie
- ✓

Traitement d'image et control de qualité

6 Traitement d'image :

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu et connaît encore des développements majeurs au cours des dernières décennies. Le but de l'analyse d'images est de fournir une description quantitative des informations fournies par les images numériques. Ses avantages sont nombreux :

- Automatisation des processus (gain de temps).
- Répétabilité des résultats.
- Large choix d'outils.

Une chaîne de traitement classique comprend donc les étapes suivantes :

Prétraitement :

Opérations de manipulation de l'image pour améliorer la qualité.

Segmentation de l'image :

Pour identifier les structures d'intérêt (des particules, des régions homogènes...).

Analyse :

La séquence d'opérations pour extraire les informations contenues dans l'image.

Interprétation :

Concernant certains objectifs, le passage de la description structurelle à la description sémantique, car le traitement d'images s'inscrit dans une chaîne de traitement plus large, qui comprend l'élaboration de collections en amont et l'analyse et la statistique des résultats obtenus en aval.

6.1 Prétraitement :

Cette phase a lieu juste après l'acquisition des images et a pour objectif de corriger les défauts dus à l'acquisition et normaliser les images et d'améliorer la qualité de l'image en vue de sa segmentation.

La compression : réduction du volume de l'image.

La restauration : correction des défauts dus à une source de dégradation.

L'amélioration : Les technique les plus courante qu'on va présenter sont :

- La modification d'histogramme.
- La réduction du bruit par filtrage.

Traitement d'image et control de qualité

6.1.1 La modification d'histogramme :

Lorsque les conditions d'acquisition d'une image en niveaux de gris sont mal maîtrisées, il peut arriver que l'image apparaisse trop sombre ou trop foncée. On peut améliorer l'affichage final, en modifiant l'histogramme de l'image.

Dans ce qui suit, on va présenter deux types de modification d'histogramme :

- Extension de dynamique
- Egalisation d'histogramme

6.1.1.1 Extension de dynamique:

La méthode consiste à utiliser pleinement les niveaux de gris dans une plage de valeurs donnée et à les répartir uniformément pour couvrir toutes les dynamiques possibles des niveaux de gris. En pratique, la relation entre le niveau de gris d'entrée et le niveau de gris de sortie est une fonction d'âne, arrondie à une valeur entière comprise entre 0 et 255. Le niveau de gris d'entrée peut être calculé à partir des valeurs minimale et maximale de la plage.

$$f(g) = 255 \times \frac{g - g_{\min}}{g_{\max} - g_{\min}}$$

6.1.1.2 Égalisation d'histogramme:

Le but de cette opération est de rendre l'histogramme le plus plat possible. Il calcule automatiquement la fonction de transformation $f(g)$ en associant l'image à un modèle probabiliste. L'histogramme du modèle probabiliste représente la densité de probabilité des niveaux de gris.

6.1.2 La réduction du bruit par filtrage :

Le but du filtrage d'image est d'améliorer leur aspect, en rendant plus visibles les structures d'intérêt, tout en réduisant l'nuance des informations parasites (bruit de l'image). On utilise pour cela différents filtres, qui vont transformer l'image de départ en une image filtrée, plus facile à analyser.

On a deux catégories de filtres : Filtres linéaires, Filtres non linéaires (DALIA, 26 /09 /2017).

Traitement d'image et control de qualité

La première catégorie comprend tous les opérateurs dont les résultats peuvent être exprimés comme une combinaison linéaire des niveaux de gris du voisinage de l'image. Ces filtres ont des caractéristiques spectrales, nous les appelons donc filtres passe-bas (l'image devient floue) ou filtres passe-haut (contours).

Ex : Les filtres moyenné, Les filtres dérivatifs.

Le principal inconvénient des filtres linéaires est que la réduction du bruit s'accompagne de l'expansion des transitions entre les régions. Ce problème peut être surmonté en utilisant des filtres non linéaires.

Le domaine de filtrage non linéaire est très grand. Les opérateurs les plus courants dans le prétraitement d'images sont :

Les filtres d'ordre, Les filtres morphologiques (DALIA, 26 /09 /2017).

6.2 Segmentation :

L'opération d'identification des structures d'intérêt dans une image est appelée segmentation d'image. Il existe deux types de méthodes de segmentation : contour ou zone (région) (Legland, 2019).

Dans la méthode des contours, on cherche à isoler le contour de l'objet d'intérêt. Le résultat est généralement présenté sous la forme d'un ensemble de chaînes de pixels, et nécessite généralement un traitement supplémentaire pour associer le contour à l'objet d'intérêt.

Ex : Split and merge.

L'autre méthode tente d'identifier des zones de pixels homogènes dans l'image. La norme d'uniformité peut être l'intensité, la couleur ou même la texture locale. Le résultat est soit sous la forme d'une image binaire soit d'une image étiquetée, et chaque étiquette ou label correspond à une région (Legland, 2019).

Ex : Les méthodes de seuillage.

6.3 Analyse :

Analyse des particules ou des régions, pour quantifier la taille, la forme,

Ou la texture des objets d'intérêt et l'utilisation des techniques de description / modélisation pour obtenir la description structurelle de l'image (Legland, 2019).

Traitement d'image et control de qualité

7 Control de qualité

Énormes pertes post-récolte lors de la manipulation et de la transformation et la demande accrue des produits alimentaires de haute qualité et de sécurité nécessite l'augmentation d'une qualité précise, rapide et objective détermination des produits alimentaires et agricoles.

Les principaux domaines d'application de la technologie de vision par ordinateur dans l'industrie alimentaire comprennent évaluation de la qualité des céréales alimentaires, des fruits, des légumes et des aliments transformés tels que les croustilles, le fromage et la pizza. la technique s'était également révélée utile pour déterminer l'infestation par les insectes dans les céréales et les imperfections des fruits et légumes.

La qualité est un concept relatif. Elle est liée à certaines caractéristiques prédéterminées, telles que la forme, la taille, la composition, la finition, la couleur, le poids, etc. En termes simples, la qualité est la performance d'un produit conformément à la promesse faite par le producteur au consommateur.

J. M. Juran (1970), considéré comme le père de la recherche de qualité, définit la qualité comme

« La performance du produit est conforme à la promesse du producteur au consommateur. » (2)

8 Qu'est-ce que le contrôle qualité ?

Le contrôle qualité (CQ) est le processus par lequel les entreprises cherchent à s'assurer que la qualité des produits est maintenue ou améliorée. Le contrôle de la qualité exige que l'entreprise crée un environnement où la direction et les employés recherchent la perfection. Cela se fait grâce à une formation personnelle, à la création de références de qualité des produits et à des tests de produits pour vérifier les changements statistiquement significatifs (HAYES, 2021).

Un aspect important du contrôle de la qualité est l'établissement de contrôles clairement définis. Ces contrôles permettent de standardiser la production et la réponse aux problèmes de qualité. En précisant quel personnel effectue quelles activités de production pour limiter la marge d'erreur, réduisant ainsi les opportunités pour les employés de participer à des tâches pour lesquelles ils n'ont pas reçu une formation suffisante (HAYES, 2021).

9 Importance :

Certains avantages importants du contrôle de la qualité sont les suivants (sinha) :

Traitement d'image et control de qualité

1. Les produits de marque créent une bonne volonté ou une image et augmentent finalement les ventes.

2. Aider les fabricants/entrepreneurs à déterminer les responsabilités des travailleurs dans le processus de production.

3. Le contrôle qualité permet également de minimiser les coûts en améliorant l'efficacité, la standardisation, les conditions de travail, etc.

4. Informez également les entrepreneurs du coût de leurs produits

Cela l'aide à déterminer le prix compétitif de ses produits.

5. Enfin et surtout, les entrepreneurs peuvent confirmer si les produits qu'ils fabriquent répondent aux normes fixées par le gouvernement. Il encourage en outre les entrepreneurs à prendre les mesures nécessaires pour se conformer à la norme définie.

10 Les caractéristiques d'un contrôle :

La fréquence de contrôle : systématique, par prélèvement.

La ou les caractéristiques du produit qui doivent être contrôlée(s).

Le type de contrôle : non destructif, destructif (parfois appelé « essai »).

La méthode de contrôle : par mesure, par comparaison (défautheque), par appréciation (contrôle visuel par exemple).

Les moyens de contrôle à utiliser : appareil de mesure, référentiel.

L'entité qui réalise le contrôle : personnel de fabrication (autocontrôle5), personnel spécialisé, personnel d'encadrement, machine (automatisation du contrôle).

11 Les types de contrôle :

11.1 Contrôle destructif :

Dans certains cas, il n'est pas possible de contrôler une caractéristique sans détruire le produit à contrôler. Il est donc impossible de contrôler toutes les pièces. Le contrôle destructif d'un nombre limité de produit valide un lot. Dans ce cas le contrôle s'accompagne ou même parfois est remplacé par un contrôle des paramètres de fabrication (température, pression, intensité électrique, etc.) ayant une influence sur l'obtention de la caractéristique ne pouvant être mesuré que par un procédé destructif.

Traitement d'image et control de qualité

11.2 Le contrôle non destructif (CND) :

Le Contrôle Non Destructif (C.N.D.) est un ensemble de méthodes qui permet de caractériser l'état d'intégrité des produits, sans les dégrader, soit au cours de la production, soit au cours de la maintenance. Il faut donc déterminer quelle taille de défaut est acceptable et ensuite pouvoir les détecter, sans casser la pièce, et la remplacer si besoin.

Ces méthodes sont très utilisées dans :

L'industrie automobile, navale, pétrolière, l'aéronautique, l'aérospatiale et l'armée et principalement l'inspection alimentaire.

12 Évaluation de la qualité des aliments en utilisant des méthodes non destructives :

La fabrication d'aliments est très importante dans le monde entier. Disponibilité suffisante des producteurs de produits agricoles de qualité sont un enjeu majeur pour l'industrie, les distributeurs et les consommateurs. En outre, les clients ont désormais tendance à avoir besoin de données supplémentaires sur les produits qu'ils ont achetés : En raison de l'augmentation de la popularité. L'accent mis sur la mise en place des meilleurs systèmes nécessaires pour évaluer la qualité des produits agricoles a été amélioré (Hany S. El-Mesery, Hanping Mao, & Abd El-Fatah Abomohra, 2019).

Les méthodes non destructives (NDM) font partie de la fonction de contrôle de haute qualité et elles prennent en charge d'autres technologies matures. L'analyse non destructive se réfère à l'essai de surface des fruits et légumes sans aucune technique intrusive affectant l'aspect et la qualité des aliments.

Les méthodes d'évaluation non destructives fournissent des données sur les propriétés des aliments, telles que les propriétés structurelles, mécaniques, physiques et chimiques. L'application de mesures non destructives est la meilleure méthode de préparation des aliments.

Les techniques non destructives les plus couramment utilisées pour tester la qualité des produits agricoles comprennent la vision machine, la spectroscopie dans le proche infrarouge, l'imagerie hyper spectral, les nez électroniques, la mesure par ultrasons et les mesures d'émission acoustique (Hany S. El-Mesery, Hanping Mao, & Abd El-Fatah Abomohra, 2019).

12.1 Système de vision machine :

Ces dernières années, l'application de la vision machine dans la transformation des aliments a été considérablement améliorée. La technologie de vision machine est automatique, non destructive et très adaptée à l'évaluation de la qualité des aliments. Dans le système de

Traitement d'image et control de qualité

vision machine, utilisez une caméra numérique avec un système d'analyse d'images Utilisé pour l'automatisation de l'inspection visuelle. La vision machine peut simplifier le processus d'observation par vision sombre qui prend beaucoup de temps ou nécessite des mécanismes complexes pour se terminer. La technologie de vision machine a été utilisée dans l'inspection et l'évaluation de la qualité des aliments dans l'industrie alimentaire. Il est abordable, rapide, économique, hygiénique et cohérent. Actuellement, l'application La technologie de vision machine est couramment utilisée pour la classification des formes, la détection des défauts et l'évaluation de la qualité (Hany S. El-Mesery, Hanping Mao, & Abd El-Fatah Abomohra, 2019).

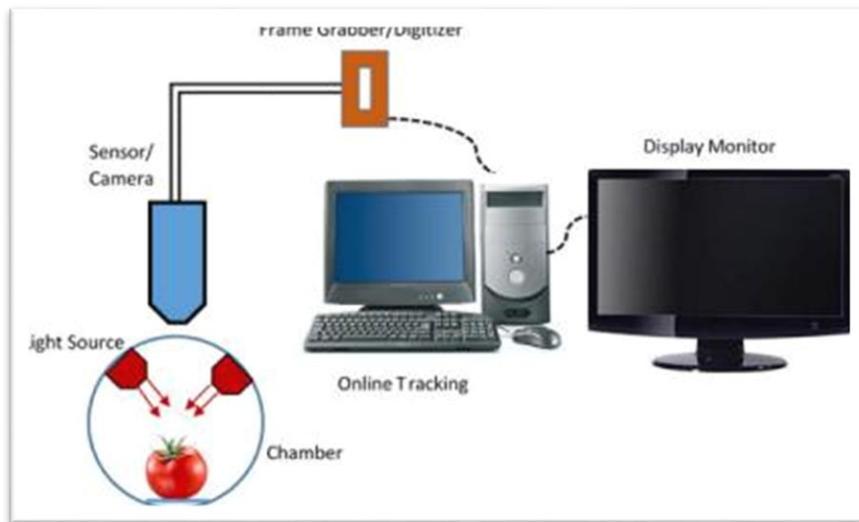


Figure 1. 1 Les composants d'un système de vision machine.

12.2 Technologie de détection spectrale :

Certains chercheurs ont étudié l'application des longueurs d'onde spectrales NIR pour évaluer les paramètres de qualité des produits agricoles. De plus, l'utilisation de la spectroscopie proche infrarouge pour l'évaluation non destructive de la qualité des aliments a été largement utilisée dans les graisses, les protéines, la matière sèche, la dureté et les solides solubles totaux. L'application de la spectroscopie VIS-NIR dans la mesure de la teneur en vitamine C dans les poivrons a également été étudiée. Selon les résultats, la teneur en lipides prédite par la spectroscopie IR a montré des valeurs acceptables dans l'ensemble du filet, tandis que l'utilisation de surimi a produit plus de High précision (Hany S. El-Mesery, Hanping Mao, & Abd El-Fatah Abomohra, 2019).

Traitement d'image et control de qualité

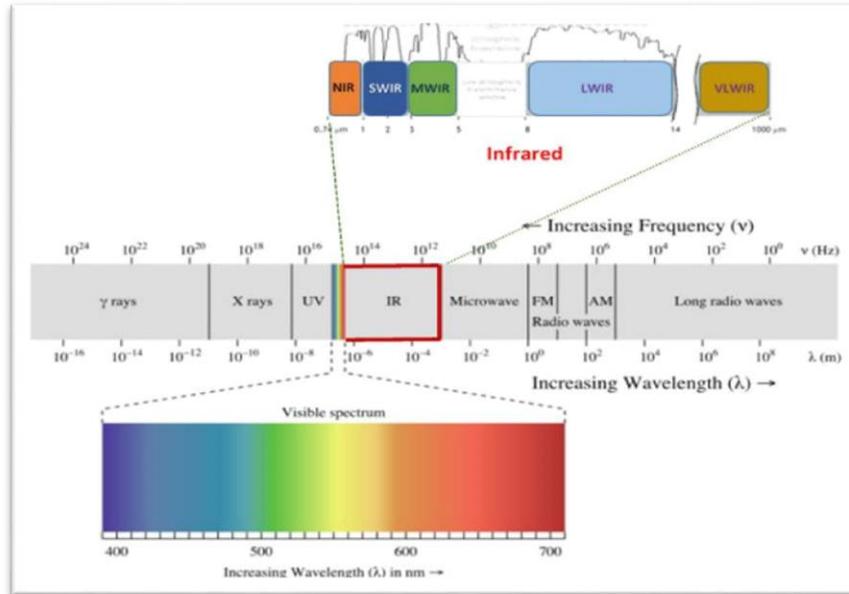


Figure 1. 2 différents spectres de rayonnement électromagnétique.

12.3 Technologie d'imagerie hyper spectrale :

Des méthodes d'imagerie hyper spectrale ont été utilisées pour l'évaluation non destructive de la qualité des aliments. L'imagerie hyper spectral est également appelée imagerie spectrale. Hyper spectral est un système de spectroscopie influent pour l'analyse non destructive, qui consiste à enregistrer différents nombres d'images pour différents groupes spectraux. La possibilité de l'imagerie hyper spectrale pour identifier les contaminants dans les produits agricoles et alimentaires a été étudiée. Selon les rapports, cette image peut être utilisée pour estimer la teneur en forchlorfénuron dans les kiwis.

Un système d'imagerie hyper spectral avec une longueur d'onde d'intervalle dérivée du premier ordre et un algorithme itératif de centre intermédiaire a également été développé, ce qui offre une énorme possibilité de découvrir quantitativement différents types de contaminants dans des aliments tels que le manioc, le seigle, le maïs et la farine de blé tendre (Hany S. El-Mesery, Hanping Mao, & Abd El-Fatah Abomohra, 2019).

Traitement d'image et control de qualité

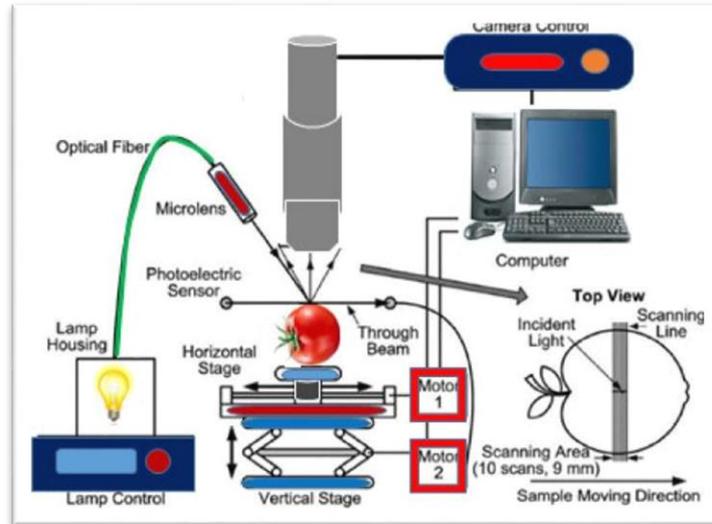


Figure 1. 3.système d'imagerie hyperspectral

12.4 Techniques acoustiques :

La méthode acoustique est une méthode intéressante pour évaluer la qualité des produits alimentaires et agricoles. C'est rapide, économique et sans perte. Compte tenu de ces avantages, la technologie de l'acoustique des instruments de musique devient de plus en plus populaire en tant qu'outil efficace pour évaluer la qualité des aliments. Aussi le procédé acoustique est important pour mesurer la texture des denrées alimentaires.

Les systèmes de qualité acoustique sont une tendance croissante pour l'évaluation non destructive de la qualité des produits agricoles.

D'une manière générale, l'utilisation de méthodes acoustiques pour classer, classer et séparer les produits agricoles a été progressivement appliquée, et elle est devenue un élément central de la recherche dans ce domaine. Travaux post-récolte.

Le développement rapide des microprocesseurs, des méthodes du signal L'analyse et les capteurs ouvrent de nouvelles possibilités d'utilisation de la technologie acoustique à cette fin (Hany S. El-Mesery, Hanping Mao, & Abd El-Fatah Abomohra, 2019).

Traitement d'image et control de qualité

13 L'imagerie thermique (TI) comme technique d'analyse des procédés dans les industries alimentaires :

Les transformateurs alimentaires étudient de plus en plus de nouvelles technologies innovantes pour le profilage de la qualité et de la sécurité alimentaire. Les études TI étaient limitées en raison de la faible sensibilité des systèmes TI disponibles.

L'imagerie thermique TI ou infrarouge (IR) est une technique de diagnostic bidimensionnelle sans contact pour mesurer la température de surface des matériaux. L'imagerie thermique est une méthode de conversion du diagramme de rayonnement invisible d'un objet en une image visible pour l'extraction de caractéristiques et Peut être utilisé pour l'analyse de l'évaluation de la qualité non destructive. TI est largement utilisé dans les applications de surveillance et a été conçu à l'origine pour la vision nocturne militaire américaine. Cependant, avec l'avancement des outils d'analyse informatique avec imagerie numérique à haute résolution, il a été appliqué dans divers autres domaines, notamment la médecine, la science des matériaux et la sécurité incendie. De plus, il est récemment devenu une puissante technologie de mesure non destructive dans d'autres industries.

Les systèmes de TI conviennent à un large éventail d'applications en raison de leur portabilité, de leur imagerie en temps réel et de leurs capacités de mesure de la température non invasive et sans contact. Ils peuvent également être appliqués à de vrais systèmes alimentaires sans changement. Discuté des derniers développements de TI et des applications potentielles en matière d'évaluation de la sécurité et de la qualité des aliments, telles que la détection des ecchymoses et des corps étrangers, et l'évaluation de la qualité des grains.

L'imagerie thermique est un outil émergent utilisé pour évaluer la qualité et la sécurité des aliments dans l'industrie alimentaire aujourd'hui. La recherche à ce jour a montré qu'il existe des opportunités pour ses applications potentielles dans la sécurité alimentaire et le contrôle de la qualité.

L'imagerie thermique est reconnue comme une technologie importante pour la détection, la surveillance et le diagnostic dans les applications médicales et militaires. Cependant, l'imagerie thermique a récemment été utilisée dans d'autres systèmes biologiques, notamment l'agriculture et la transformation des aliments, y compris la surveillance des processus, le développement de produits et l'analyse du stockage. La technologie d'imagerie thermique infrarouge peut être appliquée à n'importe quel domaine où la différence de température peut être utilisée pour faciliter l'évaluation, Diagnostic ou analyse de procédés ou de produits.

Les utilisations potentielles de l'imagerie thermique dans l'agriculture et l'industrie alimentaire comprennent la prédiction du stress hydrique dans les cultures, la planification de plans d'irrigation, la détection de maladies et d'agents pathogènes dans les plantes, la prédiction

Traitement d'image et control de qualité

du rendement des fruits, l'évaluation de la maturité des fruits, la détection des contusions dans les fruits et légumes et la détection des matières étrangères dans les aliments matériaux et répartition de la température pendant la cuisson (Shyam Narayan Jha, 2011).

14 Travaux connexes :

- ✓ Classification des dattes basée sur l'image

Haiwei Dong et Nikolaos Mavridis Département de génie informatique Université de New York Abu Dhabi Abu Dhabi, EAU

Un mélange convenablement conçu de quinze caractéristiques visuelles différentes a été extrait, puis plusieurs méthodes de classification ont été testées, jusqu'à ce que des performances satisfaisantes soient atteintes. La méthode a été mise en œuvre et testée empiriquement sur des données d'image couvrant sept catégories différentes de dates.

Les meilleures précisions se situaient entre 89 % et 99 %.

- ✓ Tri automatisé par apprentissage en profondeur basé sur l'image des dattes.

Amin Nasiri, Amin Taheri-Garavand, Yu-Dong Zhang

Cette étude présente une méthode nouvelle et précise pour distinguer les dattes saines des dattes défectueuses. Un réseau neuronal à convolution profonde (CNN) avec une structure unique pour combiner les étapes d'extraction de caractéristiques et de classification a été utilisé. Ce modèle a été entraîné et testé sur un ensemble de données d'images contenant quatre classes, à savoir Khalal, Rutab, Tamar et la date défectueuse.

Le modèle CNN a pu atteindre une précision de classification globale de 96,98 %.

- ✓ Classification des dattes à l'aide de descripteurs de texture et de caractéristiques forme-taille.

Ghulam Muhammad a proposé un système de classification automatique des différents types de dates à partir de leurs images. Une image couleur d'une date est décomposée en ses composantes de couleur. Les caractéristiques de taille et de forme sont ajoutées aux descripteurs de texture pour décrire complètement la date. En tant que classificateur, nous utilisons des machines à vecteurs de support.

Le système proposé atteint une précision de plus de 98% pour classer les dates.

- ✓ Évaluation de la qualité de la date par imagerie infrarouge à ondes courtes.

Dong Zhang, Dah-Jye Lee, Beau J. Tippetts, Kirt D. Lillywhite.

Traitement d'image et control de qualité

Un algorithme d'analyse d'histogramme efficace est proposé pour l'évaluation automatisée en temps réel de la qualité de la surface des fruits. Cette approche, basée sur l'imagerie infrarouge à ondes courtes, Par comparaison d'histogrammes, le fruit testé est affecté à l'une des quatre classes de qualité et un seuil adaptatif est calculé pour segmenter les zones de délaminage de la peau à partir de la surface du fruit. Le grade de qualité final est déterminé en fonction du calibre du fruit et du pourcentage de peau délaminée.

Les résultats des tests montrent que la méthode proposée atteint une précision de classement de 95 à 98 % pour différentes qualités.

15 Conclusion :

Ce chapitre a couvert les différentes techniques de traitement d'images, les différentes méthodes de contrôle de la qualité, comment les méthodes non destructives ont aidé à l'évaluation de la qualité des aliments, ainsi que la présence de l'imagerie thermique en tant que technique de contrôle de la qualité dans les industries alimentaires et à la fin donnent un vision générale de notre thème qui est le contrôle qualité des dattes par des travaux antérieurs donnés sur celle-ci associés à chaque méthode.

Le chapitre suivant présentera et discutera l'apprentissage automatique et du cas choisi à étudier.

Apprentissage Automatique

Chapitre 2

Apprentissage automatique

1 Introduction :

En quelques années à peine, l'actualité de la recherche en Intelligence Artificielle (IA), a dénoué plusieurs des défis emblématiques de ce champ de recherche. À partir de 2012, la capacité pour un dispositif informatique de reconnaître des objets sur des images et d'en décrire la scène dans un langage familier, ou, plus récemment, celle d'une voiture à circuler de manière autonome dans les rues sont entrés dans le domaine du possible. Ces avancées de la recherches s'appuient notamment sur l'accès à des données massives, à davantage de puissance de calcul et l'usage d'algorithmes qui ont su tirer le meilleur parti de cette combinaison : les algorithmes d'apprentissage.

2 Qu'est-ce que l'apprentissage automatique ?

L'apprentissage automatique est un sous-domaine de l'informatique qui a évolué à partir de l'étude de la reconnaissance de formes et de la théorie de l'apprentissage informatique en intelligence artificielle (IA) (Swamynathan, 2017).

Examinons quelques autres versions de définitions qui existent pour l'apprentissage automatique :

[L'apprentissage automatique est le] domaine d'études qui donne aux Ordinateurs la capacité d'apprendre sans être explicitement programmés.

—Arthur Samuel, 1959

Apprentissage Automatique

On dit qu'un programme informatique apprend de l'expérience E par rapport à une tâche T et à une mesure de performance P , si sa performance sur T , telle que mesurée par P , s'améliore avec l'expérience E .

—Tom Mitchell, 1997

L'apprentissage automatique est la science (et l'art) de la programmation des ordinateurs afin qu'ils puissent apprendre des données (Géron, 2017).

Toutes les définitions ci-dessus sont correctes, en général :

L'apprentissage automatique (ML) est un sous-ensemble de l'intelligence artificielle (IA) qui permet d'établir des modèles prédictifs à partir de corpus de données. Une fois le corpus de données suffisant, il est désormais possible construire des mécanismes prédictifs basés sur la lecture et l'observation précise de ces données, quels qu'ils soient.

Le domaine d'application de l'apprentissage automatique est abondant.

Examinons quelques-unes des applications quotidiennes les plus courantes de l'apprentissage automatique qui se produisent autour de nous :

Systeme de recommandation, détection de spam, identification des clients potentiels.

3 Types de systèmes d'apprentissage automatique :

Basé sur une technique d'intelligence artificielle, la machine Learning permet à une machine d'apprendre à partir d'exemples déjà disponibles. L'apprentissage automatique peut aujourd'hui gérer les tâches humaines les plus courantes. Les tâches d'apprentissage automatique peuvent être classées en trois groupes en fonction du résultat souhaité et du type d'entrée requis pour le produire (Géron, 2017) :

- **Apprentissage supervisé** : Consiste à apprendre une fonction à partir des données d'entraînement qui se présentent sous la forme d'entrées/sorties.

- **Apprentissage non supervisé** : Consiste à apprendre une fonction à partir des données d'entrée uniquement, la sortie n'étant pas spécifiée.

Apprentissage Automatique

- **Apprentissage par renforcement** : consiste à trouver, à travers un processus d'essais et d'erreurs, l'action optimale à effectuer pour une situation perçue par un agent.

3.1 Apprentissage supervisé :

Ces algorithmes d'apprentissage automatique fournissent un échantillon de données d'entrée suffisamment grand. Le résultat ou l'événement/la classe correspondants est généralement préparé en consultation avec des experts en la matière dans le domaine correspondant. L'objectif de cet algorithme est d'apprendre des modèles dans les données et de créer un ensemble de règles générales pour mapper les entrées à des classes ou à des événements (Géron, 2017).

D'une manière générale, il existe deux algorithmes d'apprentissage supervisé couramment utilisés.

3.1.1 Régression

La sortie à prédire est un nombre continu lié à une entrée donnée base de données. Des exemples de cas d'utilisation sont la prévision des ventes au détail, la prévision du nombre d'employés requis par quart de travail, le nombre de places de stationnement requises dans un magasin de détail, les cotes de crédit, les clients, etc.

3.1.2 Classification

La sortie à prédire est la réalité ou la probabilité de l'événement/de la catégorie, et le nombre de catégories à prédire peut-être de deux ou plus. Les algorithmes doivent apprendre des modèles dans les entrées pertinentes de chaque classe à partir de données historiques et être capables de prédire des classes ou des événements invisibles à l'avenir en fonction de leurs entrées.

Un exemple de cas d'utilisation est le filtrage anti-spam, où le résultat attendu est de classer les e-mails comme "spam" ou "pas de spam".

Voici quelques-uns des algorithmes d'apprentissage supervisés les plus importants :

- K-voisin le plus proche.
- Régression linéaire.
- Régression logistique.
- Machines à vecteurs de soutien (SVM).
- Arbres de décision et forêts aléatoires.

Apprentissage Automatique

- Les réseaux de neurones.

La construction d'un modèle de machine Learning d'apprentissage supervisé se divise en trois étapes :

Entraînement :

L'algorithme fournira une entrée historique Données avec sortie mappée. L'algorithme apprendra le modèle dans les données d'entrée pour chaque sortie et l'exprimera sous forme d'équation statistique, qui est également

Généralement appelé modèle.

Test ou vérification :

À ce stade, les performances du modèle entraîné sont évaluées, généralement en l'appliquant à un ensemble de données (non utilisé dans le cadre de l'entraînement) pour prédire des catégories ou des événements.

Prédiction :

Ici, nous appliquons le modèle formé à un ensemble de données qui ne fait pas partie de la formation ou des tests. Les prévisions seront utilisées pour orienter les décisions commerciales

3.2 Apprentissage non supervisé :

Dans certains cas, la classe/l'événement de sortie requis est inconnu des données historiques. Dans ce cas, l'objectif est d'étudier les modèles dans l'ensemble de données d'entrée pour devenir meilleur comprendre et identifier des modèles similaires qui peuvent être classés comme des types spécifiques cours ou activité. Parce que ces types d'algorithmes ne nécessitent aucune intervention préalable d'experts en la matière, ils sont appelés apprentissage non supervisé (Géron, 2017).

Regardons quelques exemples d'apprentissage non supervisé :

3.2.1 Regroupement :

Supposons que pour un ensemble de données donné, la classe ne soit pas connue à l'avance. L'objectif ici est de diviser l'ensemble de données d'entrée en groupes logiques d'éléments connexes. Certains exemples sont le regroupement d'articles de presse similaires, le regroupement de clients similaires en fonction de leurs données personnelles, etc.

3.2.2 Réduction de la dimensionnalité :

L'objectif ici est de simplifier les grands ensembles de données d'entrée en les mappant dans des espaces de dimension inférieure. Par exemple, l'analyse d'ensembles de données de

Apprentissage Automatique

grande dimension est très gourmande en calculs, donc pour simplifier, vous voudrez peut-être trouver des variables clés qui sont importantes informations en pourcentage (par exemple 95 %) et ne les utilisez qu'à des fins d'analyse.

Voici quelques-uns des algorithmes d'apprentissage non supervisés les plus importants:

- Regroupement : k-moyens, Analyse de cluster hiérarchique (AHC), Maximisation des attentes.
- réduction dimensionnelle : Analyse en Composantes Principales (ACP), Noyau PCA, Intégration locale linéaire (LLE), Plongement de voisin stochastique à distribution t (t-SNE).
- Apprentissage des règles d'association : A priori.

3.3 Apprentissage par renforcement:

L'objectif de base des algorithmes d'apprentissage par renforcement est de mapper les situations aux actions qui produisent la plus grande récompense finale. Lors de la cartographie des actions, l'algorithme doit non seulement prendre en compte les récompenses immédiates, mais également les récompenses suivantes et toutes les suivantes. Par exemple, un programme qui joue à un jeu ou conduit une voiture doit constamment interagir avec un environnement dynamique dans lequel il doit réaliser un certain objectif (Géron, 2017).

Des exemples de techniques d'apprentissage de renforcement sont les suivants:

- Processus de décision de Markov
- Q-apprentissage
- Méthodes de différence temporelle
- Méthodes Monte-Carlo

4 Arbres de décision :

En 1986, J. R. Quinlan a publié Induction of arbres de décision résumant une approche de synthèse d'arbres de décision à l'aide de l'apprentissage automatique avec un exemple de jeu de données illustratif, où l'objectif est de décider s'il faut jouer dehors le samedi matin. Comme son nom l'indique, un arbre de décision est une structure arborescente où les nœuds internes représentent un test sur un attribut, chaque branche représente le résultat d'un test et chaque nœud feuille représente l'étiquette de classe, et la décision est prise après avoir calculé tous les attributs (Swamynathan, 2017).

Apprentissage Automatique

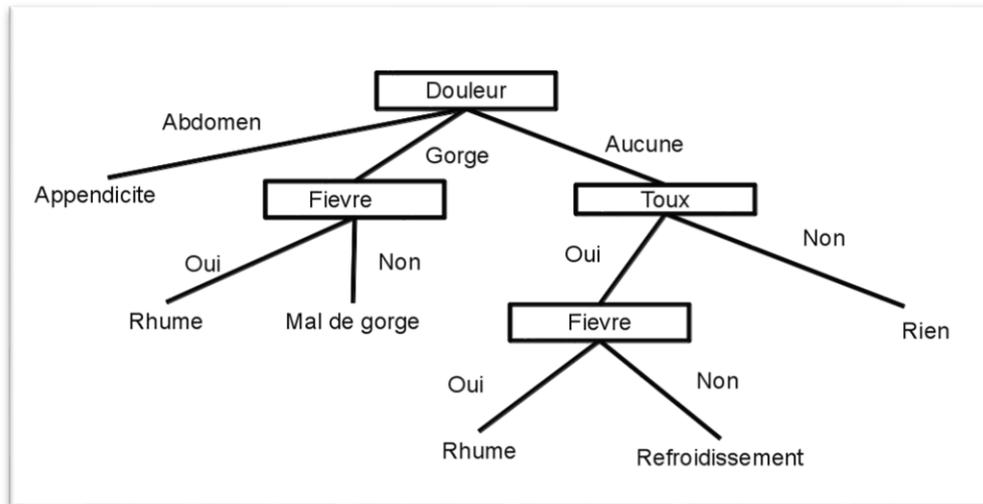


Figure 2. 1 Architecture d'un arbre de décision

Un chemin de la racine à la feuille représente les règles de classification. Ainsi, un arbre de décision se compose de trois types de nœuds :

- Nœud principal.
- Nœud de succursale.
- Nœud feuille (étiquette de classe).

Utiliser des données d'apprentissage pour créer un modèle de générateur d'arbre, qui déterminera quelle variable diviser à un nœud et la valeur de la division. Une décision d'arrêter ou de diviser à nouveau affecte des nœuds feuilles à une classe. Un avantage d'un arbre de décision est qu'il n'est pas nécessaire de créer exclusivement des variables fictives.

4.1 Comment l'arbre se divise et grandit ?

- L'algorithme de base est connu sous le nom d'algorithme glouton, dans lequel l'arbre est construit de manière descendante récursive divisé pour régner.
- Au départ, tous les exemples de formation sont à la racine.
- Les données d'entrée sont partitionnées de manière récursive en fonction des attributs sélectionnés.
- Les attributs de test à chaque nœud sont sélectionnés sur la base d'un exemple de mesure d'impureté heuristique ou statistique, gini ou gain d'information (entropie).
- $gini = 1 - \sum_i (p_i)^2$, Où p_i est la probabilité de chaque étiquette.
- $Entropie = -p \log_2(p) - q \log_2(q)$, Où p et q représentent la probabilité de succès/échec respectivement dans un nœud donné (Swamynathan, 2017).

Apprentissage Automatique

4.2 Conditions d'arrêt du partitionnement :

- Tous les échantillons d'un nœud donné appartiennent à la même classe.
- Il n'y a plus d'attributs pour un partitionnement ultérieur – le vote à la majorité est utilisé pour classer la feuille.
- Il n'y a plus d'échantillons (Swamynathan, 2017).

5 Réseau de neurones artificiels (ANN) :

Inspirés par les neurones biologiques, McCulloch et Pitts ont introduit en 1943 le concept de perceptron en tant que neurone artificiel constituant la pierre angulaire du réseau de neurones artificiels. Ils ne sont pas seulement nommés d'après leurs homologues biologiques, mais aussi modélisés après le comportement des neurones de notre cerveau (Swamynathan, 2017).

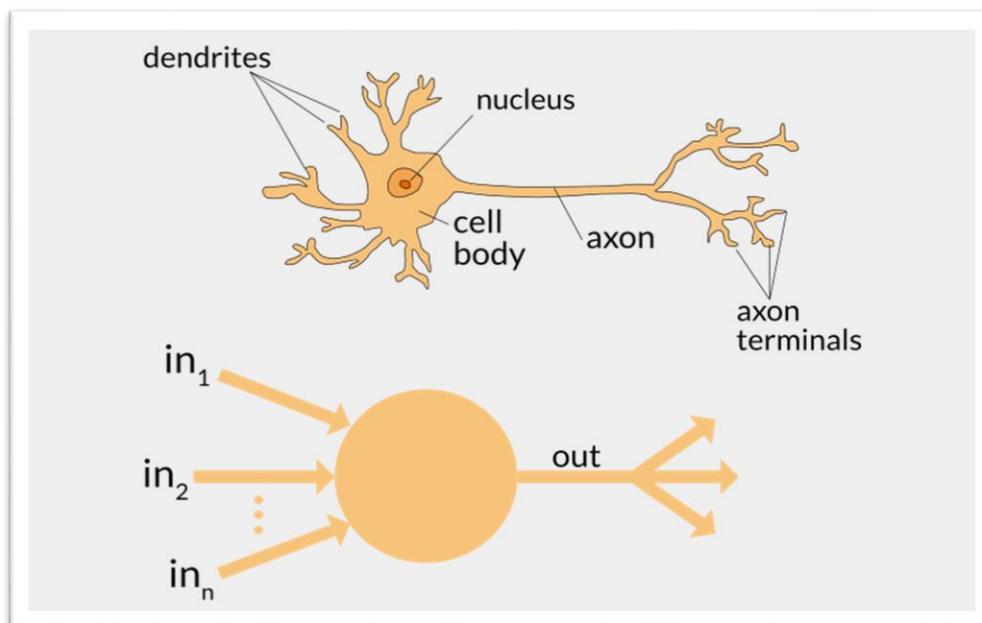


Figure 2. 2 Différences entre le perceptron humains et l'artificiel

Les neurones biologiques ont des dendrites pour recevoir les signaux, un corps cellulaire pour les traiter et une borne axone/axone pour transférer les signaux vers d'autres

Apprentissage Automatique

neurones. De même, un neurone artificiel a plusieurs canaux d'entrée pour accepter des échantillons d'apprentissage représentés sous forme de vecteur, et une étape de traitement où les poids (w) sont ajustés de telle sorte que l'erreur de sortie (réelle vs prédite) soit minimisée. Ensuite, le résultat est introduit dans une fonction d'activation pour produire une sortie, par exemple, une étiquette de classification. La fonction d'activation pour un problème de classification est un seuil (la norme est de 0,5) au-dessus duquel la classe est 1 sinon 0.

5.1 Perceptrons multicouches (Feedforward Neural Network) :

Pour remédier à l'inconvénient des perceptrons simples, des perceptrons multicouches ont été proposés ; également communément appelé réseau de neurones à action directe, il s'agit d'une composition de plusieurs perceptrons connectés de différentes manières et opérant sur des fonctions d'activation distinctes pour permettre des mécanismes d'apprentissage améliorés. L'échantillon d'apprentissage se propage vers l'avant à travers le réseau et l'erreur de sortie est propagée en arrière et l'erreur est minimisée à l'aide de la méthode de descente de gradient, qui calculera une fonction de perte pour tous les poids du réseau (Swamynathan, 2017).

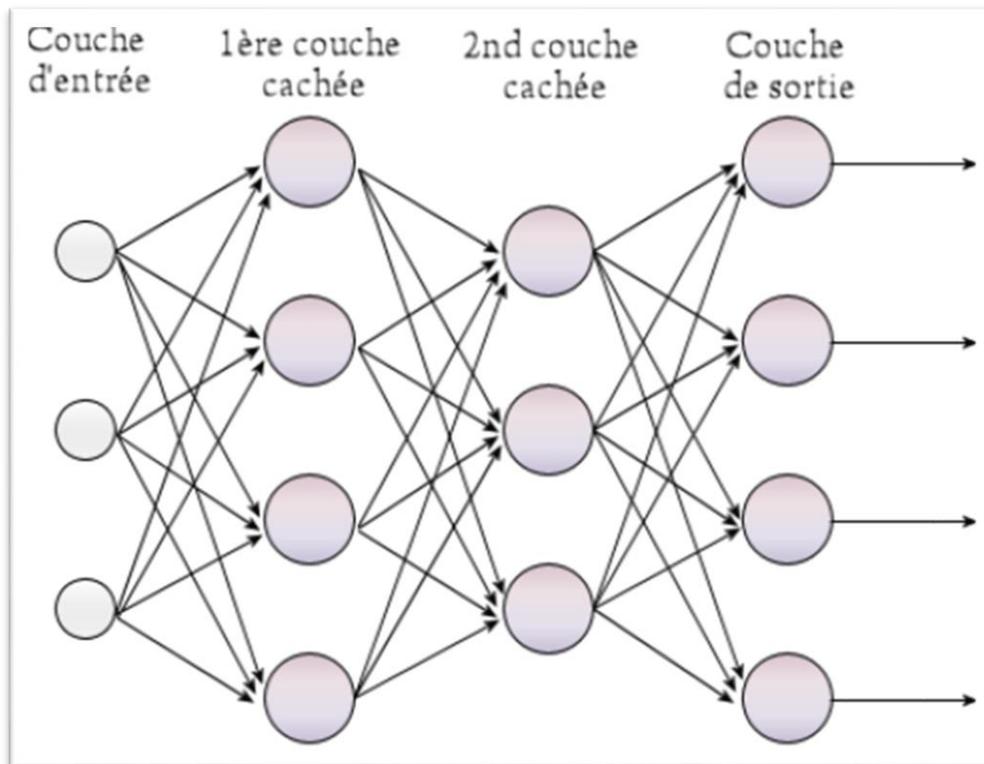


Figure 2. 3 Architecture d'un perceptron multicouches

Apprentissage Automatique

La fonction d'activation pour une couche cachée simple à un niveau d'un perceptron multicouche peut être donnée par :

$$f(x) = g \left\{ \sum_{j=0}^m w_{kj}^2 g \left(\sum_{i=0}^d w_{ij}^1 x_i \right) \right\}$$

x_i : L'entrée.

w_{ij}^1 : Couche d'entrée.

Un réseau neuronal multicouche peut avoir de nombreuses couches cachées, où le réseau conserve sa représentation abstraite interne de l'échantillon d'apprentissage. Les couches supérieures construiront de nouvelles abstractions au-dessus des couches précédentes. Ainsi, le fait d'avoir plus de couches cachées pour un ensemble de données complexe aidera le réseau de neurones à mieux apprendre.

5.2 L'architecture MLP a un minimum de trois couches !

C'est-à-dire les couches d'entrée, cachées et de sortie. Le nombre de neurones de la couche d'entrée sera égal au nombre total de fonctionnalités et dans certaines bibliothèques, un neurone supplémentaire pour l'interception/le biais.

Ces neurones sont représentés comme des nœuds. Les couches de sortie auront un seul neurone pour les modèles de régression et le classificateur binaire ; sinon, il sera égal au nombre total d'étiquettes de classe pour les modèles de classification multi classe.

Notez que l'utilisation de trop peu de neurones pour un ensemble de données complexe peut entraîner un modèle sous-ajusté en raison du fait qu'il pourrait ne pas apprendre les modèles de données complexes. Cependant, l'utilisation de trop de neurones peut entraîner un modèle suréquipé car il a la capacité de capturer des modèles qui peuvent être du bruit ou spécifiques à l'ensemble de données d'entraînement donné. Donc, pour construire un réseau de neurones multicouche efficace, les questions fondamentales auxquelles il faut répondre sur les couches cachées lors de la mise en œuvre sont 1et 2) quel est le nombre idéal de couches cachées ? Quel devrait être le nombre de neurones dans les couches cachées ?

Une règle empirique largement acceptée est que vous pouvez commencer avec une couche cachée, car il existe une théorie selon laquelle une couche cachée est suffisante pour la majorité des problèmes. Ensuite, augmentez progressivement les couches par essais et erreurs pour voir s'il y a une amélioration de la précision. Le nombre de neurones dans la couche cachée peut idéalement être la moyenne des neurones dans les couches d'entrée et de sortie (Swamynathan, 2017).

6 SVM (Support Vector Machine ou Machine à vecteurs de support) :

Les SVMs sont une famille d'algorithmes d'apprentissage automatique qui permettent de résoudre des problèmes tant de classification que de régression ou de détection d'anomalie. Ils sont connus pour leurs solides garanties théoriques, leur grande flexibilité ainsi que leur simplicité d'utilisation même sans grande connaissance de data mining (svm, 2021).

Les SVMs ont été développés dans les années 1990. Leur principe est simple :

il ont pour but de séparer les données en classes à l'aide d'une frontière aussi « simple » que possible, de telle façon que la distance entre les différents groupes de données et la frontière qui les sépare soit maximale. Cette distance est aussi appelée « marge » et les SVMs sont ainsi qualifiés de « séparateurs à vaste marge », les « vecteurs de support » étant les données les plus proches de la frontière.

Cette notion de frontière suppose que les données soient linéairement séparables, ce qui est rarement le cas. Pour y pallier, les SVMs reposent souvent sur l'utilisation de « noyaux ».

Ces fonctions mathématiques permettent de séparer les données en les projetant dans un feature space (un espace vectoriel de plus grande dimension).

La technique de maximisation de marge permet, quant à elle, de garantir une meilleure robustesse face au bruit – et donc un modèle plus généralisable (svm, 2021).

Apprentissage Automatique

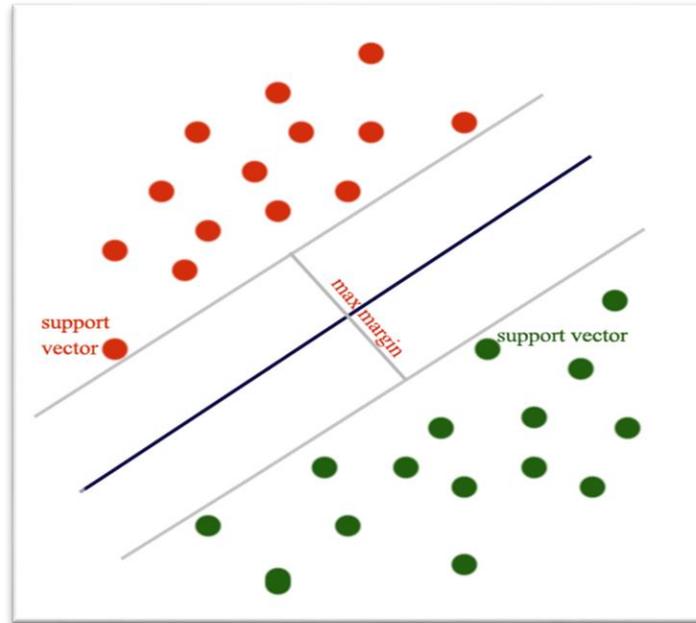


Figure 2. 4 Architecteur d'un vecteur support machine

Les SVMs sont utilisés dans une variété d'applications (bio-informatique, recherche d'informations, vision par ordinateur, finance, etc.) notamment parce qu'à la différence des réseaux de neurones, on peut les utiliser sans comprendre leur fonctionnement : il existe des jeux d'hyper paramètres par défaut – pour la classification, la régression ou la détection d'anomalie – qui fonctionnent dans l'immense majorité des cas. C'est un de leurs principaux avantages.

Ces hyper paramètres sont, par ailleurs, en nombre très réduit : ils se limitent au choix de la technique de régularisation et au choix du noyau (noyaux polynomiaux, Sobolev, RBF...) (svm, 2021).

7 Conclusion :

Ce chapitre a couvert les définitions de l'apprentissage automatique, de l'apprentissage en profondeur et des réseaux de neurones.

L'objectif de ce chapitre était de présenter l'architecture d'apprentissage supervisé commençant par le réseau de neurones aux autres architectures différentes, puis de donner une vision générale de notre choix.

L'apprentissage supervisé était le thème principal du chapitre en raison de son importance et aussi parce qu'il est le sujet principal de cette recherche.

Le chapitre suivant présentera la conception du système, l'ensemble de données et les architectures proposées seront également mentionnés.

Apprentissage Automatique

Chapitre 3

Conception

1 Introduction

L'évaluation non destructive de la qualité des produits agricoles intéresse les chercheurs depuis de nombreuses années. Les chercheurs ont fait des percées significatives dans ce domaine avec le développement rapide des technologies de l'IA. En conséquence, un certain nombre de méthodes d'évaluation de la qualité non destructive et de tri des produits agricoles ont été développées au cours des dernières décennies.

Cependant, la datte est un produit agricole essentiel dans les pays du Moyen-Orient et d'Afrique du Nord qui joue un rôle économique considérable dans ces régions. Un système de classement automatisé non destructif est donc nécessaire afin d'améliorer l'efficacité et la précision du traitement et de réduire les coûts de traitement.

Dans notre projet, nous étions intéressés à présenter une expérience presque nouvelle dans ce domaine.

C'est l'utilisation des images thermales pour l'évaluation non destructive de la qualité des dattes. Donc on a utilisé les techniques de traitement d'image et certaines méthodes d'apprentissage automatique pour obtenir les meilleurs résultats pour classifier les dattes.

2 Méthodologie

En règle générale, notre système d'évaluation de la qualité des dattes suivra certaines étapes comme nous représentant la figure :

Conception

Comme nous l'avons remarqué dans la figure 4 phases font partie du système. Le système commence par la phase d'acquisition ou nous apprenons des photos pour chaque dattes, chaque image avec sa classe après quoi on applique un prétraitement sur les images le résultat sera une base de données. Dans la troisième phase, nous alimentons notre système avec la base précédente pour apprendre et obtenir un nouveau modèle pour prédire la classe des nouvelles images des dattes dans la phase de prédiction.

Conception

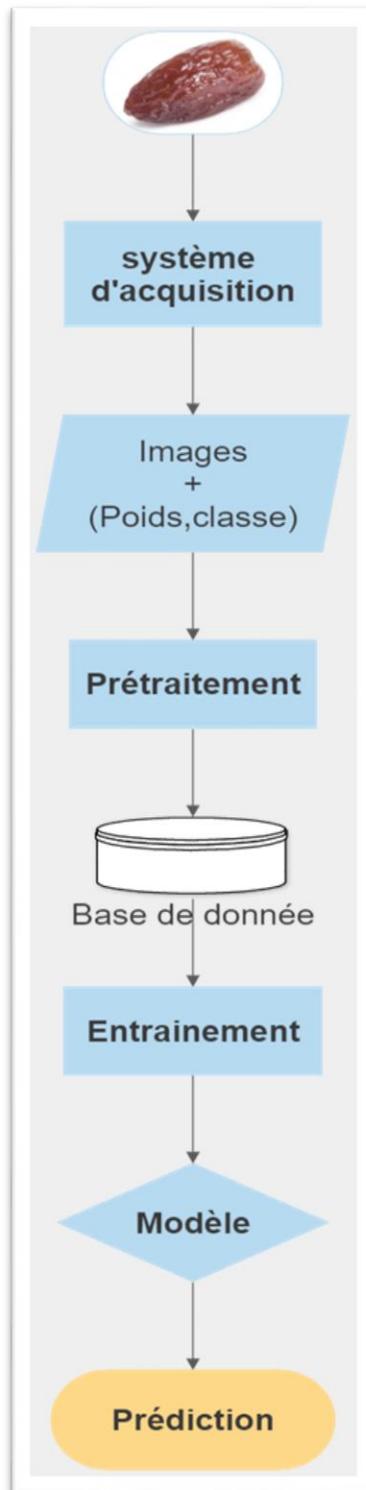


Figure 2. 5 Le concept générale du system proposé

Conception

2.1 System d'acquisition :

Les entrées du notre système sont des images couleur de chaque date.

Donc on a proposé un système pour l'acquisition des photos des dattes.

System proposée

Dans cette étude, le cultivar de datte "Deglet Nour" qui est considéré comme un fruit de datte humide est sélectionné. En raison de son goût délicieux, "Deglet Nour" est l'un des fruits de datte les plus populaires en Afrique de nord.

Les données collectées de chaque date sont :

Image thermique, 4 images couleur (image pour chaque face de la datte), le poids et la classe de chaque datte.

- L'éclairage est une condition préalable importante de l'acquisition d'images pour l'évaluation de la qualité des aliments. La qualité de l'image capturée peut être grandement affectée par les conditions d'éclairage. Une image de haute qualité peut aider à réduire le temps et la complexité des étapes de traitement d'image ultérieures, ce qui peut diminuer le coût d'un système de traitement d'image. Dans notre system les échantillons ont été éclairés à l'aide de quatre lampes fluorescentes.
- Les images ont été prise avec un fond de couleur uniforme (sans texture) et on a choisi une couler bleu pour cette étape. Il n'y a aucune restriction sur la taille de l'image.

Un support de camera portable était utiliser pour fixer la distance entre la caméra et les échantillons.



Figure 2. 6 Un support de camera portable

Conception

Les échantillons ont été pesés à l'aide d'une balance numérique.



Figure 2. 7 Un balance numerique

Un appareil photo pour smartphone “Redmi 9” a été utilisé pour capturer une image couleur de chaque face d'échantillon. Le fond de chaque image a été maintenu constant.

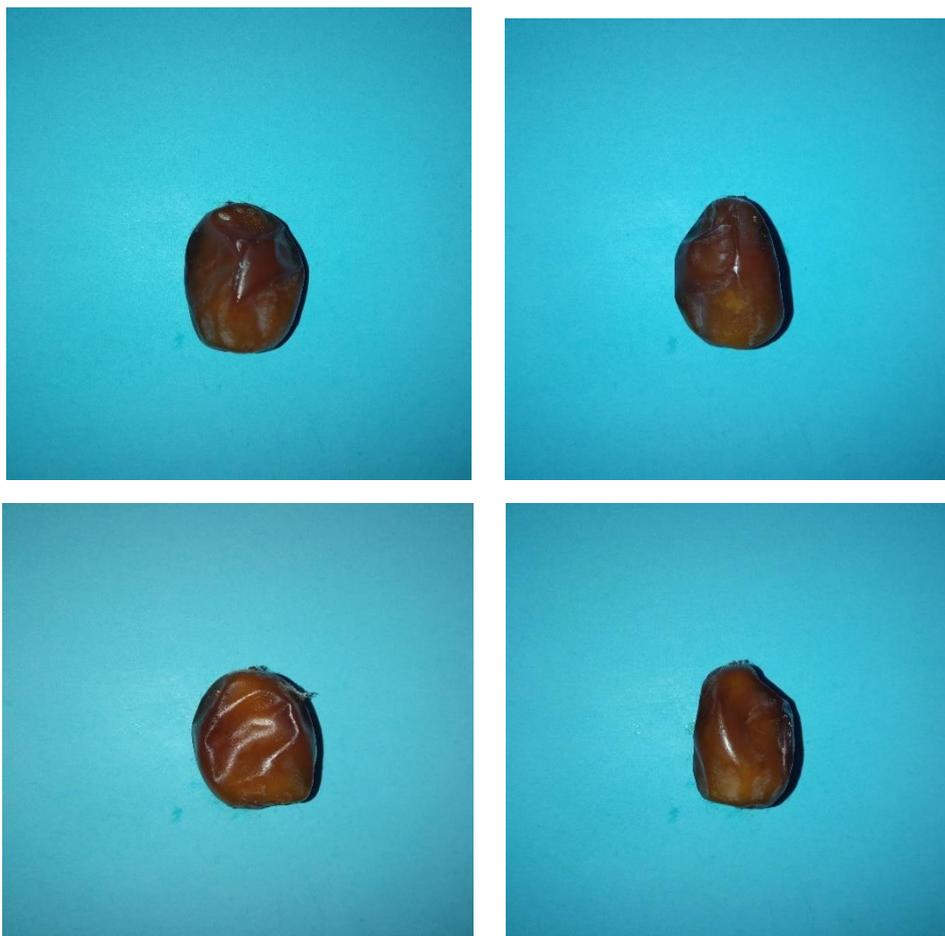


Figure 2. 8 Un exemple des images couleur d'une date

Conception

Les images thermales sont capturées à l'aide d'une caméra thermique de la marque "Flir", l'édition "one".



Figure 2. 9 Camera thermique

La caméra thermique est liée à un smartphone "Redmi 9" via un port "USB-C" et utilise un logiciel "Flir one" installé au smartphone pour capturer les images.

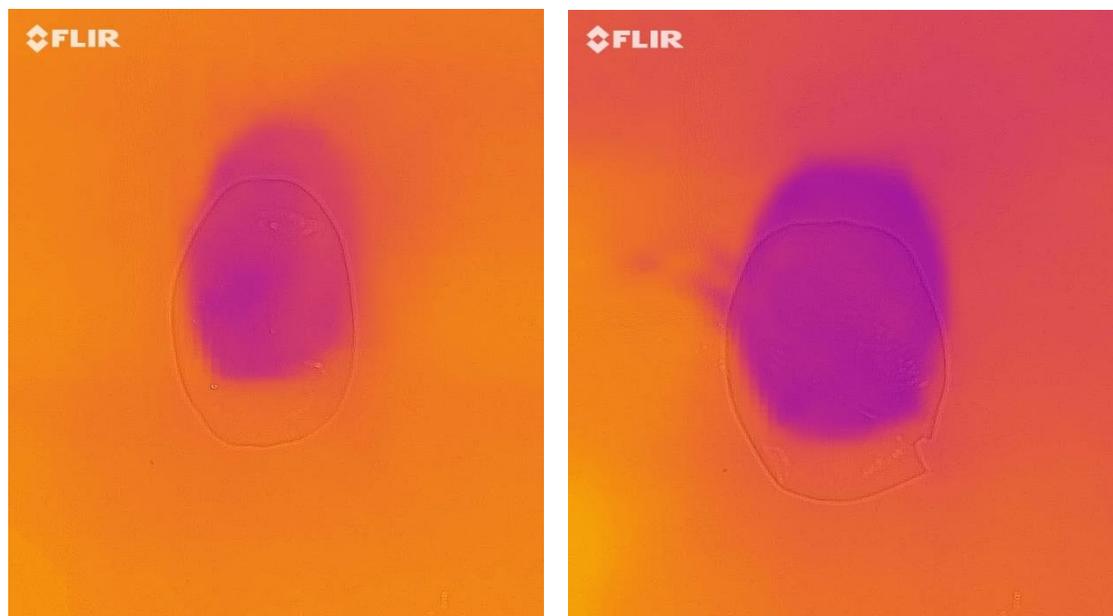


Figure 2. 10 Un exemple des images thermales des dates

Résultat

L'ensemble de données collectées comprenait plus de 5000 images de dates de qualités différentes. Chaque date a été classée manuellement en fonction de sa qualité par des experts.

Conception

Les classes sont identifier par des numéros en fonction de dégradation de qualité de 2 à 10 (2 plus haut qualité, 10 plus bas qualité).

Ces classes comprenaient respectivement de 2 à 10 : 105,100,104, 80, 63, 120, 203, 140,110 de dattes.

2.2 Prétraitement :

La phase de prétraitement est une phase cruciale dans les tâches de classification d'images, les images doivent être regardées, la forme, la taille, les bruits et les pixels sont des choses préliminaires, et pour cela nous utilisons des techniques de traitement d'images pour faire tout ce travail.

Le traitement des images dans les applications agricoles se compose de trois étapes :

(1) amélioration de l'image, (2) extraction des caractéristiques de l'image et (3) classification des caractéristiques de l'image.

La figure suivante montre un schéma fonctionnel du système de prétraitement des dattes proposé. Dans ce qui suit, nous décrivons les étapes en détail.

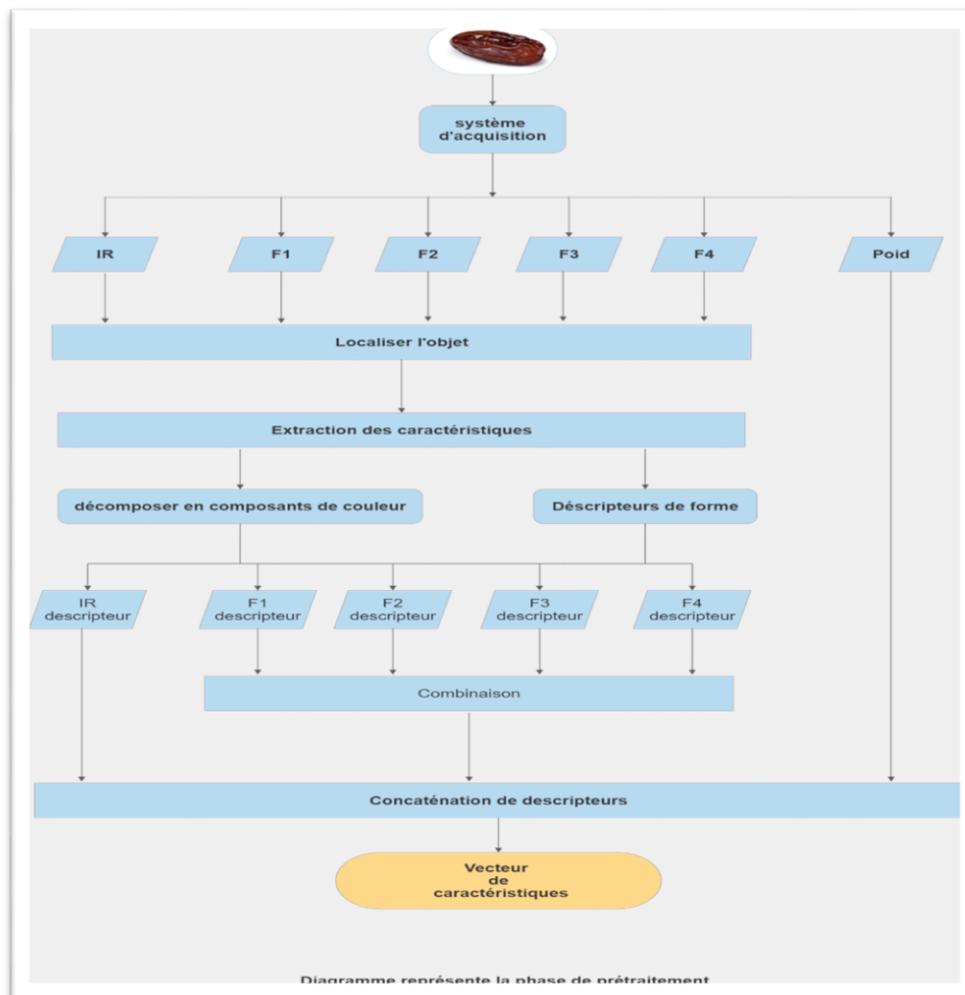


Figure 2. 11 Diagramme représente la phase du pretraitement

Conception

L'entrée du système est 5 images en couleurs d'une seule date (IR, 4 faces). L'image peut être prise avec un fond de couleur uniforme (sans texture). Il n'y a aucune restriction sur la taille de l'image. Une fois que l'image est entrée dans le système, un prétraitement est appliqué.

2.2.1 Segmentation d'image :

La segmentation d'images est un processus de découpe, d'ajout et d'analyse de caractéristiques d'images visant à diviser une image en régions qui ont une forte corrélation avec des objets ou des zones d'intérêt. La segmentation d'image est l'une des étapes les plus importantes de toute la technique de traitement d'image, car les données extraites ultérieures dépendent fortement de la précision de cette opération. Si les objets de l'image ne peuvent pas être segmentés correctement, il est difficile de mesurer l'objet ; la classification et la reconnaissance, impactant ainsi l'interprétation et la compréhension de cette image.

- Tout d'abord, une copie de l'image couleur est convertie en image à niveaux de gris puis à l'aide du seuillage d'image (thresholding) avec un intervalle de valeur de seuil entre $[0, 0, 0]$ et $[125, 125, 125]$ image en noir et blanc est créé.

La figure suivante les différentes étapes de segmentation d'une image couleur d'une date.

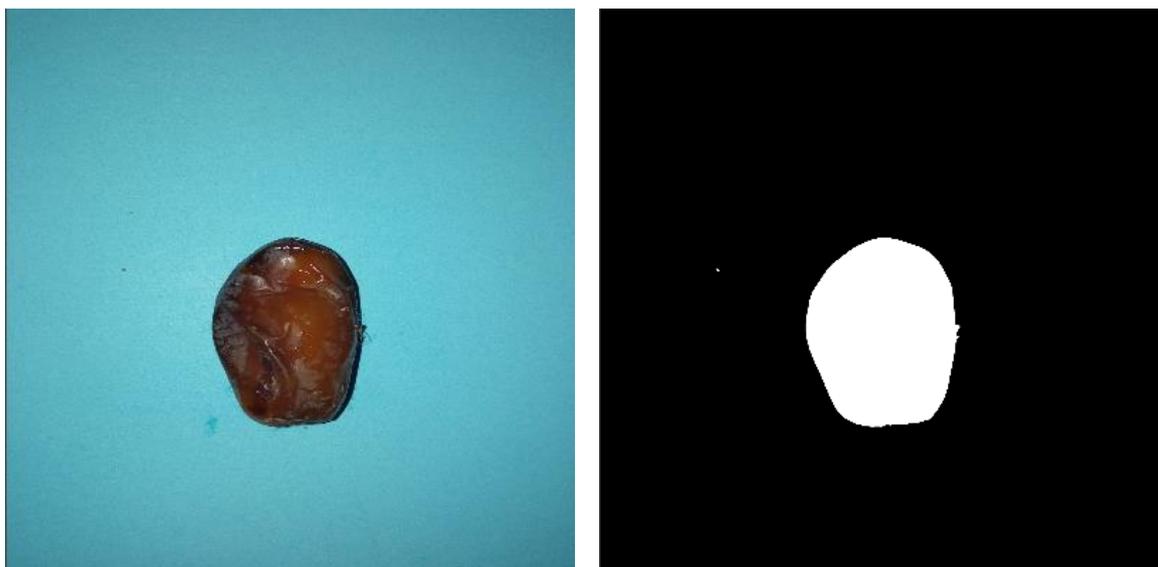


Figure 2. 12 Image en couleur et image en binaire de la meme date

- Mais avec l'image infrarouge en convertir l'image en espace de couleur "YUV" puisque la segmentation avec l'espace "RGB" ne donne pas des résultats

Conception

satisfaites (La logique derrière l'utilisation de ces espaces colorimétriques est que les données varient en couleurs et contiennent donc des informations importantes dans différents espaces colorimétriques) puis est convertie en image à niveaux de gris et enfin une image binaire est créée avec (thresholding) avec un intervalle de valeur de seuil entre $[0, 112, 0]$ et $[142, 255, 255]$.

La figure suivante illustre les différentes étapes de segmentation d'une image infrarouge d'une date.

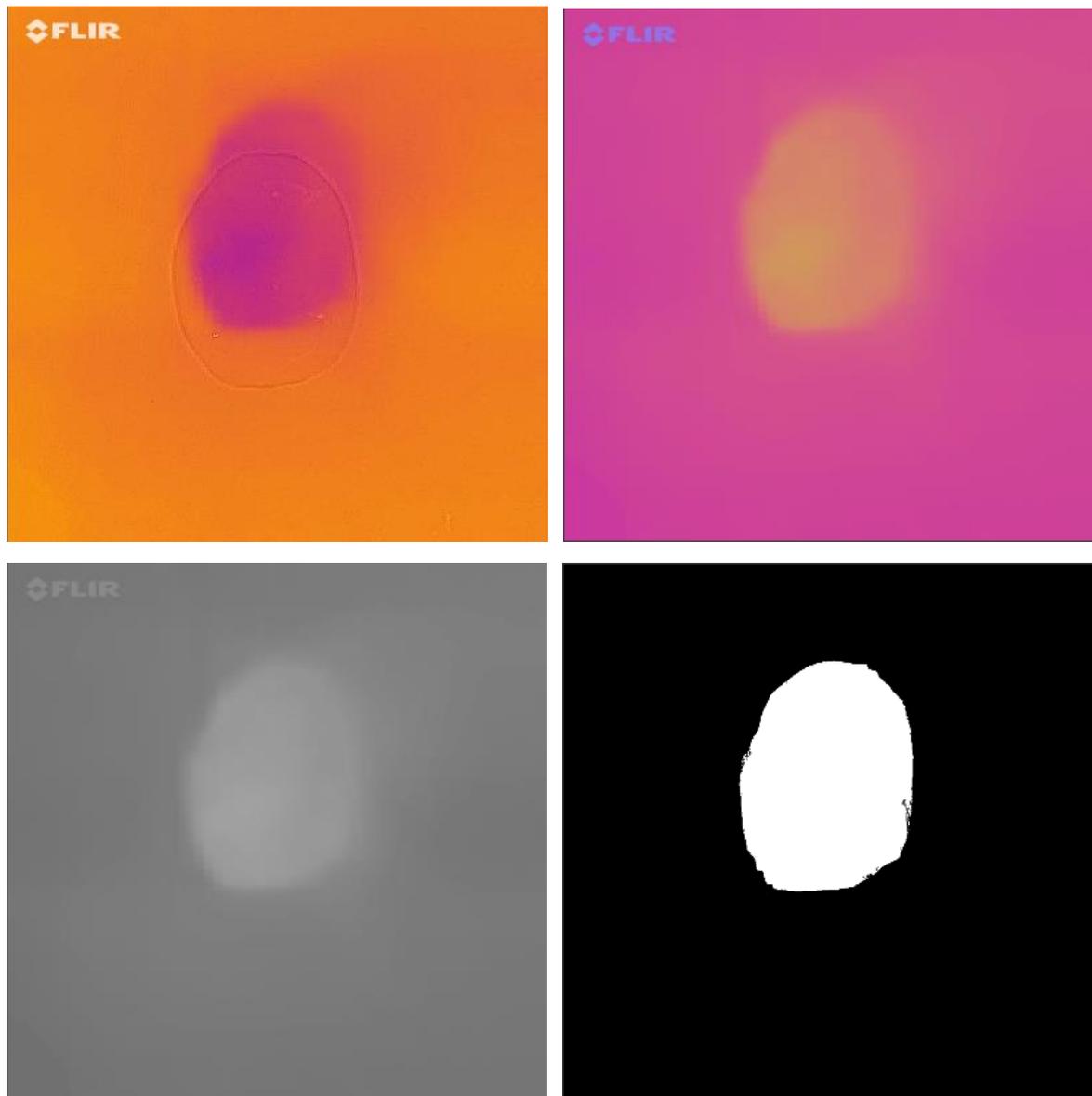


Figure 2. 13 Les différentes espaces de couleur utiliser pour segmenter l'objet a une image thermique

Conception

2.2.2 L'analyse d'image :

L'analyse d'image est le processus de distinction des objets (régions d'intérêt) à partir du contexte et produisant des informations quantitatives, qui sont utilisées dans les systèmes de contrôle ultérieurs pour la prise de décision.

Dans notre système cette est diviser en 3 (détection des contours, mesure de la taille, décomposition en composants de couleur).

- À l'aide d'image binaire on peut segmenter la région d'intérêt (objet) avec l'utilisation des méthodes de détection de contours.

La figure suivante représente les contours détectés à l'aide d'image binaire produit à l'étape précédente (les contours sont dessinés en vert).

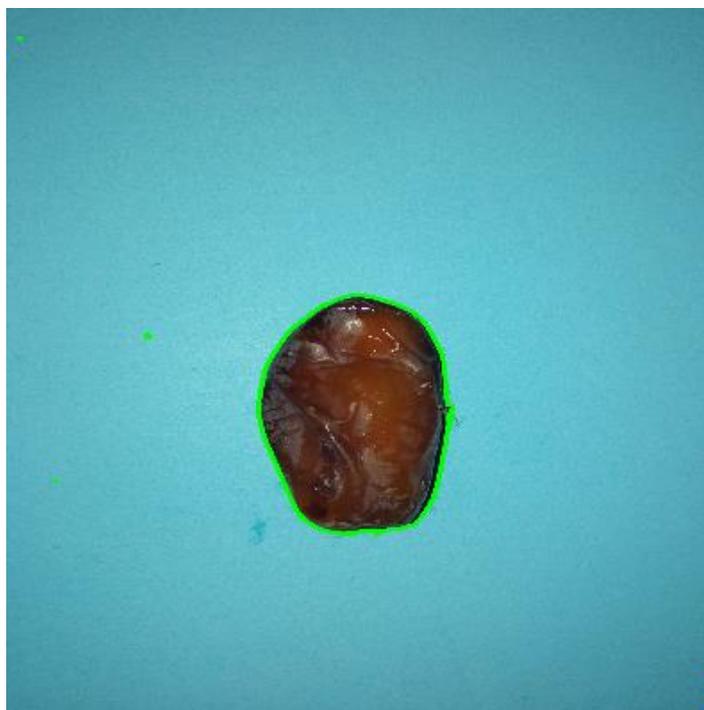


Figure 2. 14 les contours d'une date

- La taille des fruits est l'un des critères importants pour le classement de la qualité. La taille du fruit est enregistrée comme la hauteur de la boîte englobante de la zone de fruit segmentée.

A l'aide des contours détectés précédemment on peut dessiner rectangle englobant la zone de contour qui sera représenter la taille d'objet.

La figure suivante représente la taille d'une date à l'aide d'un rectangle englobant la zone de contour.

Conception

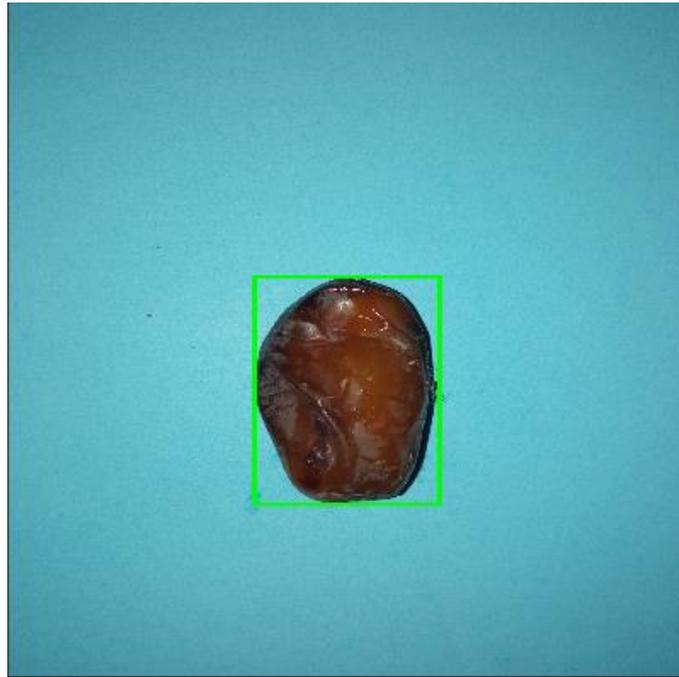


Figure 2. 15 un rectangle englobant la zone de contour d'un objet

L'image en couleur est recadrée pour produire la région d'intérêt à l'aide d'un rectangle englobant la zone de contour. L'image en couleur recadrée d'une date est convertie en trois canaux de couleur séparés. Nous étudions les espaces colorimétriques {rouge (R), vert (G) et bleu (B)}, pour extraire les composant suivant (couleur min, couleur max, couleur moyenne et pourcentage des pixels spot).

La figure suivante présente l'image recadrée (région d'intérêt).



Figure 2. 16 image recadrée (région d'intérêt).

Conception

On parcourt l'image et on calcul à chaque canal de couleur les valeurs suivantes :

Couleur min

On initialise la valeur du premier pixel d'objet comme une valeur primaire, puis à chaque pixel d'objet on teste si la valeur est moindre que la valeur primaire et on change cette dernière avec la valeur du pixel actuel.

Couleur max

On initialise la valeur du premier pixel d'objet comme une valeur primaire, puis à chaque pixel d'objet on teste si la valeur est plus que la valeur primaire et on change cette dernière avec la valeur du pixel actuel.

Couleur moyen

Cette valeur est représentée avec l'équation suivante :

Couleur moyen = somme couleur d'objet / nombre total des pixels d'objet

Nombre des pixels spot :

On calcul la valeur de "Variance" puis on calcul "l'écart type" d'objet à partir la "variance".

Ecart type = racine carré (Variance)

Puis on teste si la valeur du pixel actuel vérifie l'un des 2 l'équation suivante on compte comme "pixel spot".

$Val > \text{couleur moyen} + 2 * \text{écart type}$

$Val < \text{couleur moyen} - 2 * \text{écart type}$

Enfin, la dernière étape de la phase du prétraitement c'est la concaténation des descripteurs.

Le résultat des étapes précédentes : 5 vecteurs de descripteur et le poids de la datte.

Le vecteur descripteur des caractéristiques finales de la datte est structuré comme suit :

La concaténation de 3 parties de caractéristiques :

Partie 1:

- Identificateur de la datte
- Poids
- Longueur
- Largeur

Partie 2: (image en couleur)

Conception

Combinaison des vecteurs des caractéristiques des 4 faces de la datte

- Couleur min (pour les 3 canaux R, G, B) :

Le minimum de “Couleur min “ des 4 vecteurs.

- Couleur max (pour les 3 canaux R, G, B) :

Le maximum de “Couleur max “ des 4 vecteurs.

- Couleur moyen (pour les 3 canaux R, G, B) :

La somme de “Couleur moyen“ des 4 vecteurs deviser par 4.

- Pourcentage des pixels spot :

$\text{Spot} = \text{total pixel spot} / \text{total pixels d'objet}$

Total pixel spot : somme de “pixel spot” des 4 vecteurs

Total pixels d'objet : somme de “pixels d'objet” des 4 vecteurs

Partie 3: (image infrarouge)

- Couleur min (pour les 3 canaux R, G, B).
- Couleur max (pour les 3 canaux R, G, B).
- Couleur moyen (pour les 3 canaux R, G, B).
- Pourcentage des pixels spot.

2.3 Entraînement

L'entraînement du modèle est au cœur du processus d'apprentissage automatique. L'essentiel de « l'apprentissage » se fait à ce stade. Ici, nous utilisons la partie de l'ensemble de données allouée à l'entraînement pour apprendre à notre modèle à différencier les dattes.

Conception

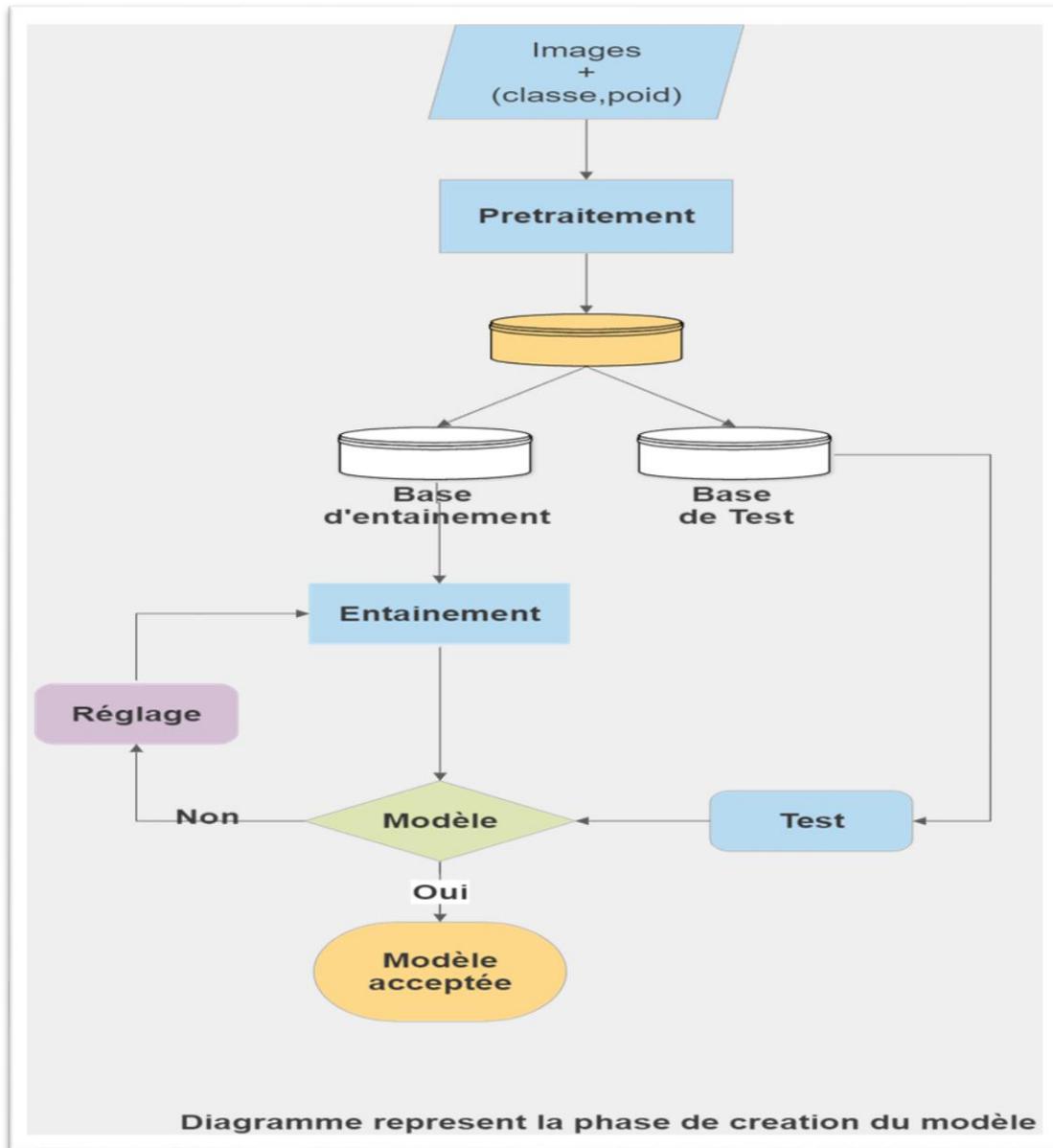


Figure 2. 17 diagramme de la phase du creation de modèle

La figure montre les différentes étapes de la phase d'entraînement du modèle proposé dans notre system.

La première étape consiste à prendre l'ensemble de données et à le diviser en deux sous-ensembles, puis La sélection du type de modèle une fois que nous avons terminé avec les étapes centrées sur les données. L'essentiel de « l'apprentissage » se fait à cette étape c'est l'entraînement du modèle, après avec le modèle formé, il doit être testé pour voir s'il fonctionnerait bien si l'évaluation est réussie, nous passons à l'étape de réglage des hyper paramètres.

Conception

2.3.1 Fractionnement des données :

La procédure consiste à prendre un ensemble de données et à le diviser en deux sous-ensembles. Le premier sous-ensemble est utilisé pour ajuster le modèle et est appelé ensemble de données d'apprentissage.

Le deuxième sous-ensemble n'est pas utilisé pour entraîner le modèle, mais l'élément d'entrée de l'ensemble de données est fourni au modèle, puis des prédictions sont faites et comparées aux valeurs attendues. Ce deuxième ensemble de données est appelé ensemble de données de validation.

Notre jeu de données est divisé on utilise la méthode de "validation croisée".

- **Qu'est-ce que la validation croisée "K-Fold" ?**

"K-Fold" CV est l'endroit où un ensemble de données donné est divisé en un nombre K de sections/plis où chaque pli est utilisé comme ensemble de test à un moment donné. Prenons le scénario de la validation croisée 5-Fold (K=5). Ici, l'ensemble de données est divisé en 5 plis. Dans la première itération, le premier pli est utilisé pour tester le modèle et le reste est utilisé pour entraîner le modèle. Dans la deuxième itération, le 2e volet est utilisé comme ensemble de test tandis que le reste sert d'ensemble d'apprentissage. Ce processus est répété jusqu'à ce que chaque pli des 5 plis ait été utilisé comme ensemble de test. Au notre cas k est choisi 10.

2.3.2 Choisir un modèle :

Il existe divers modèles existants développés par les scientifiques qui peuvent être utilisés à différentes fins. Ces modèles sont conçus avec différents objectifs à l'esprit. Par exemple, certains modèles sont plus adaptés pour traiter des textes tandis qu'un autre modèle peut être mieux équipé pour gérer des images.

Dans notre exemple, la sélection du modèle a été assez simple. On a choisi plusieurs types de modèles de classification puis on évalue les résultats de chacune pour préciser qui est le meilleur pour notre problématique.

Les modèles choisis sont : SVM, RNA, Arbre de décision, Réseaux bayésien, Bayésien-naïve.

Après le choix du modèle l'ensemble de données allouées à l'entraînement se connecte à un algorithme, et l'algorithme s'appuie sur une modélisation mathématique sophistiquée pour apprendre et développer des prédictions.

2.3.3 Évaluation :

Une fois le modèle formé, il doit être testé pour voir s'il fonctionnerait bien dans des situations réelles. C'est pourquoi la partie du jeu de données créée pour l'évaluation est utilisée pour vérifier la compétence du modèle. Cela place le modèle dans un scénario où il rencontre

Conception

des situations qui ne faisaient pas partie de sa formation. Dans notre cas, cela pourrait signifier essayer d'identifier une datte a une classe de qualité complètement nouveau pour le modèle. Cependant, grâce à sa formation, le modèle devrait être suffisamment capable d'extrapoler les informations et de déterminer si la datte est de haute ou baise qualité.

2.3.4 Réglage des hyper paramètres :

Si l'évaluation est réussie, nous passons à l'étape de réglage des hyper paramètres. Cette étape tente d'améliorer les résultats positifs obtenus lors de l'étape d'évaluation. Pour notre exemple, nous verrions si nous pouvons rendre notre modèle encore meilleur pour reconnaître les pommes et les oranges. Nous pouvons améliorer le modèle de différentes manières. L'un d'eux revisite l'étape d'entraînement et utilise plusieurs balayages de l'ensemble de données d'entraînement pour entraîner le modèle. Cela pourrait conduire à une plus grande précision car la durée plus longue de la formation offre plus d'exposition et améliore la qualité du modèle. Une autre façon de procéder consiste à affiner les valeurs initiales données au modèle. Les valeurs initiales aléatoires produisent souvent des résultats médiocres car elles sont progressivement affinées par essais et erreurs. Cependant, si nous pouvons trouver de meilleures valeurs initiales ou peut-être lancer le modèle en utilisant une distribution au lieu d'une valeur, nos résultats pourraient s'améliorer.

Naturellement, la question se pose de savoir pourquoi nous avons besoin d'un réglage des hyper paramètres en premier lieu lorsque notre modèle atteint ses objectifs ?

Si notre modèle de classification devrait maintenant être en mesure de répondre à la question de savoir la date à quelle classe de qualité fait partie on accepte le modèle et on passe à la prédiction.

2.3.5 Prédiction :

Après la phase d'apprentissage sur l'ensemble de données et pendant l'entraînement, quels que soient les meilleurs résultats du modèle, nous enregistrons notre modèle pour la classification des dattes. Ensuite, nous utilisons le modèle pour prédire la classe la plus probable de la datte.

Tout cela est résumé dans la figure suivante :

Conception

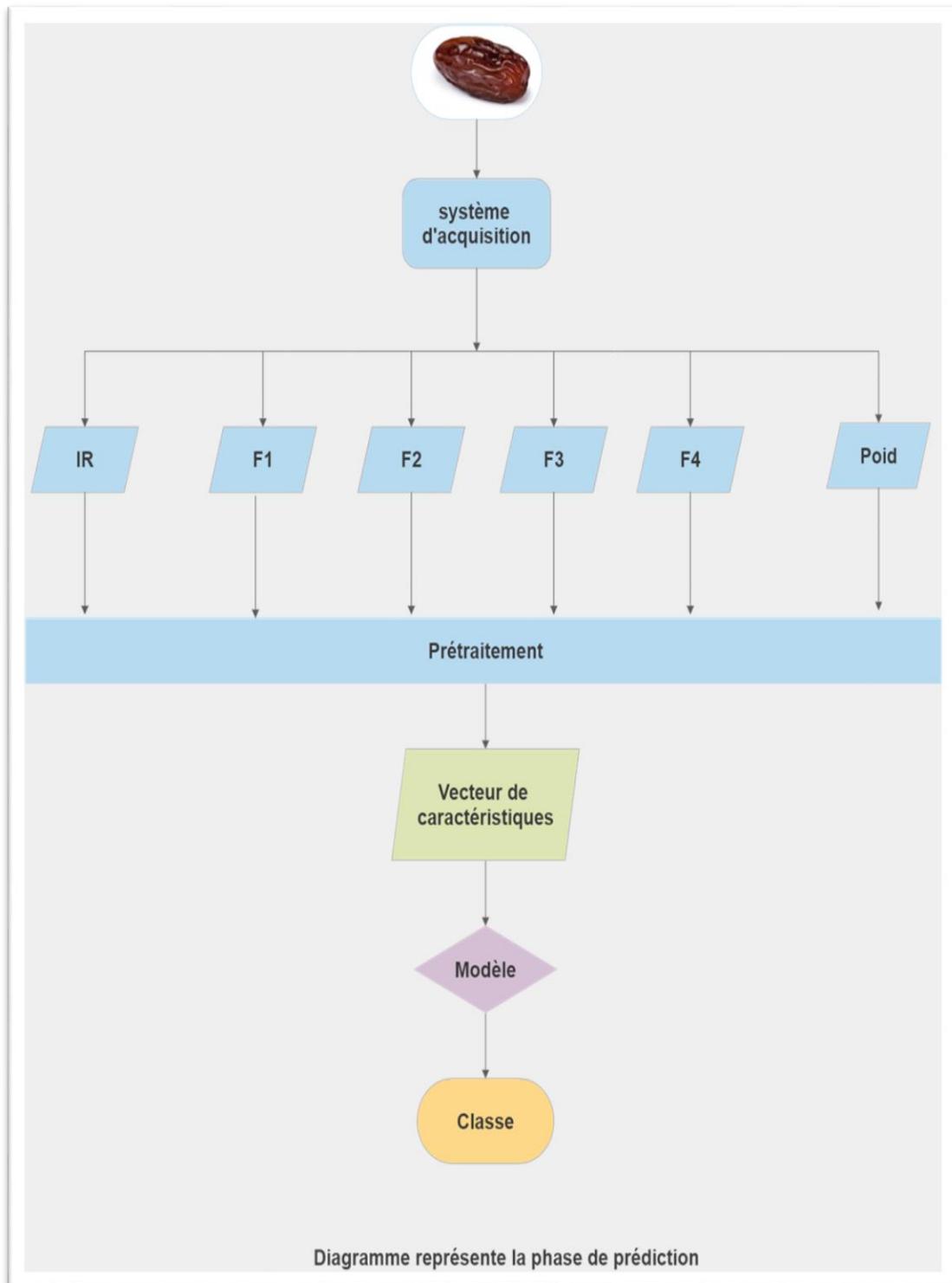


Figure 2. 18 diagramme représente la phase de prédiction

Conception

3 Conclusion

L'objectif de ce chapitre était de présenter la conception générale et détaillée de notre système de classification des dattes en utilisant l'apprentissage supervisé.

Selon les différentes phases que nous avons présentées, nous pourrions déduire dans le chapitre suivant comment implémenté les architectures de classification et laquelle est la meilleure pour nos ensembles de données en discutant des expériences et des résultats.

Implémentation

Chapitre 4

Implémentation

1 Introduction :

Après avoir détaillé dans le chapitre précédent ainsi que les phases de notre système.

L'objectif de ce chapitre est de mettre en œuvre les étapes proposées pour réaliser le système conçu. Nous commençons dans la première partie, en précisant les Framework et outils utilisés dans le développement. Par la suite, nous expliquerons toutes les expériences que nous avons appliquées aux méthodes proposées et les résultats obtenus.

2 Applications et outils d'implémentation :

Les “frameworks” d'apprentissage automatique sont très puissants et facilitent la révolution de l'intelligence artificielle, car ils fournissent des outils pré-implémentés et des modèles pour le prétraitement, la classification et l'évaluation. Sans ces outils, il serait très difficile pour les scientifiques de travailler sur les tâches d'apprentissage automatique.

Cette sous-section passe en revue les différents “frameworks” et outils de développement utilisés dans cette thèse.

2.1 Python :

Le langage de programmation le plus utilisé et le plus célèbre en science des données est un langage de programmation de haut niveau, et sa philosophie de conception de base repose sur la lisibilité du code et une syntaxe qui permet aux programmeurs d'exprimer des concepts en quelques lignes de code. Python est développé sous une licence open source approuvée par l'OSI, ce qui le rend librement utilisable et distribuable, même à des fins commerciales. Il est utilisé avec succès dans des milliers d'applications commerciales réelles à travers le monde, y compris de nombreux systèmes importants et critiques (Python Programming Language, 2021).

Implémentation

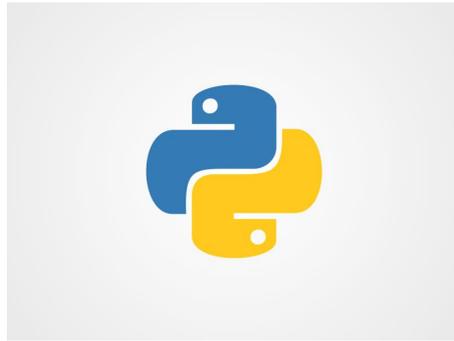


Figure 3. 1 logo du python

Quelques faits sur le langage de programmation Python :

- Python est actuellement le langage de programmation polyvalent et de haut niveau le plus utilisé.
- Python permet la programmation dans les paradigmes orientés objet et procédural.
- Les programmes Python sont généralement plus petits que les autres langages de programmation comme Java. Les programmeurs doivent taper relativement moins et l'exigence d'indentation du langage les rend lisibles à tout moment.
- Le langage Python est utilisé par presque toutes les entreprises géantes de la technologie comme – Google, Amazon, Facebook, Instagram, Dropbox, Uber... etc.
- La plus grande force de Python est l'énorme collection de bibliothèque standard qui peut être utilisées pour les éléments suivants :
 - Apprentissage automatique
 - Applications GUI (comme Kivy, Tkinter, PyQt, etc.)
 - Frameworks Web comme Django (utilisé par YouTube, Instagram, Dropbox)
 - Traitement d'image (comme OpenCV, Pillow)
 - Scrapy Web (comme Scrapy, BeautifulSoup, Selenium)
 - Cadres de test
 - Multimédia
 - Calcul scientifique
 - Traitement de texte et bien d'autres encore...

La version python utilisée dans ce travail est la 3.9.

Implémentation

2.2 Open CV :

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) est une bibliothèque de logiciels open source de vision par ordinateur et d'apprentissage automatique. OpenCV a été conçu pour fournir une infrastructure commune pour les applications de vision par ordinateur et pour accélérer l'utilisation de la perception machine dans les produits commerciaux.

La bibliothèque contient plus de 2500 algorithmes optimisés, qui comprennent un ensemble complet d'algorithmes de vision par ordinateur et d'apprentissage automatique classiques et à la pointe de la technologie. Ces algorithmes peuvent être utilisés pour détecter et reconnaître des visages, identifier des objets, classer des actions humaines dans des vidéos, suivre les mouvements de caméra, suivre des objets en mouvement, extraire des modèles 3D d'objets, produire des nuages de points 3D à partir de caméras stéréo, assembler des images pour produire une haute résolution image d'une scène entière, trouver des images similaires dans une base de données d'images, supprimer les yeux rouges des images prises au flash, suivre les mouvements des yeux, reconnaître un paysage et établir des marqueurs pour le superposer à la réalité augmentée, etc (about/).

It has C++, Python, Java and MATLAB interfaces and supports Windows, Linux, [Android](#) and Mac OS.

La version utilisée dans ce travail est OpenCV – 4.5.2



Figure 3. 2 logo du bibliotheque OpenCV

2.3 Numpy :

Implémentation

NumPy est un projet open source visant à permettre le calcul numérique avec Python. Elle a été créée en 2005, en s'appuyant sur les premiers travaux des bibliothèques Numeric et Numarray.

NumPy est le package fondamental pour le calcul scientifique en Python. Il s'agit d'une bibliothèque Python qui fournit un objet tableau multidimensionnel, divers objets dérivés (tels que des tableaux et des matrices masqués) et un assortiment de routines pour des opérations rapides sur des tableaux, notamment mathématiques, logiques, manipulation de forme, tri, sélection, E/S, transformées de Fourier discrètes, algèbre linéaire de base, opérations statistiques de base, simulation aléatoire et bien plus encore.

Au cœur du package NumPy se trouve l'objet "ndarray". Cela encapsule des tableaux à n dimensions de types de données homogènes, de nombreuses opérations étant effectuées dans du code compilé pour les performances.

Largement utilisé par d'autres bibliothèques telles qu'OpenCV, TensorFlow et PyTorch pour traiter des tableaux multidimensionnels (par exemple, des tenseurs ou des images) (whatisnumpy).



Figure 3. 3 logo de la bibliothèque NumPy

2.4 PyCharm :

PyCharm est un environnement de développement intégré (IDE) utilisé en programmation informatique, spécifiquement pour le langage Python. Il est développé par la société tchèque JetBrains. Il fournit une analyse de code, un débogueur graphique, un testeur

Implémentation

d'unité intégré, une intégration avec les systèmes de contrôle de version (VCS) et prend en charge le développement Web avec Django ainsi que la science des données avec Anaconda.

PyCharm est multiplateforme, avec les versions Windows, macOS et Linux.

La version utilisée dans ce travail est : Pycharm community edition 2021.1 x64



Figure 3. 4 logo du logiciel Pycharm

2.5 Weka :

Est une suite de logiciels d'apprentissage automatique écrite en Java et développée à l'université de Waikato en Nouvelle-Zélande. Weka est un logiciel open source publié sous la licence publique générale GNU.

Weka est une collection d'algorithmes d'apprentissage automatique pour les tâches d'exploration de données. Il contient des outils pour la préparation des données, la classification, la régression, le clustering, l'exploration de règles d'association et la visualisation (weka).

L'espace de travail Weka contient une collection d'outils de visualisation et d'algorithmes pour l'analyse des données et la modélisation prédictive, allié à une interface graphique pour un accès facile de ses fonctionnalités.

Les principaux points forts de Weka sont qu'il :

- Est libre et gratuit, distribué selon les termes de la licence publique générale GNU.
- Est portable car il est entièrement implémenté en Java et donc fonctionne sur quasiment toutes les plateformes modernes, et en particulier sur quasiment tous les systèmes d'exploitation actuels ;
- Contient une collection complète de préprocesseurs de données et de techniques de modélisation.
- Est facile à utiliser par un novice en raison de l'interface graphique qu'il contient.

Implémentation



Figure 3. 5 logo du logiciel Weka

3 Résultats et discussion :

3.1 Base de données :

L'entrée de notre system propose c'est l'ensemble des images collectée a la phase d'acquisition, Ou on à prendre 5 images pour chaque datte (une image infrarouge et 4 images couleur des 4 faces de la datte).

Mais la base de données actuel que nous allons travailler sur elle c'est le résultat de la phase du prétraitement ou on a transformé les images collectées a des vecteurs de caractéristiques.

Pour que ce soit clair, nous allons décrire notre structure de jeu de données.

Notre base contient 1025 instances ou chaque instance représente le vecteur des caractéristiques d'une seule datte, chaque vecteur compose de 25 attributs (colonne).

Les attributs de la base de données sont organisés comme suit :

1. **Id** : un identifiant de l'instance.
2. **Classe** : la classe de qualité de la datte (9 classes de 2 à 10 : 2 plus hautes qualités vers 10 plus basses qualités).
3. **Poids** : le poids de la datte.
4. **Langueur** : langueur de la datte.
5. **Largeur** : largeur de la datte.
6. **Rouge moyen** : la couleur rouge moyen de la datte dans les images couleurs (entre 0 et 255).
7. **Vert moyen** : la couleur vert moyen de la datte dans les images couleurs (entre 0 et 255).

Implémentation

- 8. Bleu moyen :** la couleur bleu moyen de la datte dans les images couleurs (entre 0 et 255).
- 9. Rouge min :** la couleur rouge minimum de la datte dans les images couleurs (entre 0 et 255).
- 10. Vert min :** la couleur vert minimum de la datte dans les images couleurs (entre 0 et 255).
- 11. Bleu min :** la couleur bleu minimum de la datte dans les images couleurs (entre 0 et 255).
- 12. Rouge max :** la couleur rouge maximum de la datte dans les images couleurs (entre 0 et 255).
- 13. Vert max :** la couleur vert maximum de la datte dans les images couleurs (entre 0 et 255).
- 14. Bleu max :** la couleur bleu maximum de la datte dans les images couleurs (entre 0 et 255).
- 15. Pixel spot :** pourcentages des pixels spot de la datte dans les images couleurs.
- 16. IR Rouge moyen :** la couleur rouge moyen de la datte dans l'image IR (entre 0 et 255).
- 17. IR Vert moyen :** la couleur vert moyen de la datte dans l'image IR (entre 0 et 255).
- 18. IR Bleu moyen :** la couleur bleu moyen de la datte dans l'image IR (entre 0 et 255).
- 19. IR Rouge min :** la couleur rouge min de la datte dans l'image IR (entre 0 et 255).
- 20. IR Vert min :** la couleur vert min de la datte dans l'image IR (entre 0 et 255).
- 21. IR Bleu min :** la couleur bleu min de la datte dans l'image IR (entre 0 et 255).
- 22. IR Rouge max :** la couleur rouge max de la datte dans l'image IR (entre 0 et 255).
- 23. IR Vert max :** la couleur vert max de la datte dans l'image IR (entre 0 et 255).
- 24. IR Bleu max :** la couleur bleu max de la datte dans l'image IR (entre 0 et 255).
- 25. IR Pixel spot :** pourcentages des pixels spot de la datte dans l'image IR.

Implémentation

```
@DATA
1,2,1 ,7,1333,727,99.37,62.44,42.53,0,0,0,255,255,255,0.85,203.87,56.34,110.29,85,85,23,130,130,150,0.06
2,2,10 ,9,1503,838,58.6,39.04,32.27,3,3,2,255,255,255,1.85,198.54,50.67,118.49,84,84,51,205,205,239,0.1
3,2,100 ,6,1345,783,82.66,51.13,35.19,2,2,0,254,254,255,1.2,188.38,44.15,128.94,0,0,0,206,206,255,0.87
4,2,101 ,9,1655,881,56.6,43.3,36.25,5,5,0,255,255,255,1.94,210.82,66.04,98.81,0,0,0,219,219,240,0.53
5,2,102 ,7,1453,913,65.14,44.04,32.57,4,4,0,255,255,255,1.72,213.82,69.6,95.99,0,0,0,224,224,226,1.4
6,2,103 ,8,1477,741,86.16,56.76,39.46,1,1,0,255,255,255,1.41,207.99,61.12,103.52,0,0,0,187,187,231,0.39
7,2,104 ,8,1495,780,62.82,43.25,32.68,1,1,0,255,255,255,1.67,211.84,67.75,97.17,0,0,0,218,218,228,0.72
8,2,105 ,7,1426,844,51.81,37.2,32.71,1,1,0,255,255,255,0.99,206.02,59.49,106.39,84,84,7,213,213,216,0.67
9,2,11 ,8,1522,763,95.83,66.12,49.46,6,6,0,251,251,255,1.17,203.13,55.16,111.35,84,84,35,164,164,164,0.23
10,2,12 ,6,1250,806,89.14,55.44,41.08,0,0,0,215,215,255,1.38,203.47,56.38,110.63,54,54,19,189,189,199,0.03
11,2,13 ,7,1396,696,89.68,58.69,44.08,0,0,0,255,255,255,1.67,188.94,42.73,130.85,84,84,37,216,216,255,0.57
12,2,14 ,6,1402,777,88.67,59.27,43.49,6,6,1,255,255,255,1.26,203.43,58.25,110.31,100,100,46,220,220,223,0.7
13,2,15 ,8,1438,762,63.2,44.59,36.61,6,6,0,254,254,255,2.1,181.14,36.81,139.03,69,69,29,255,255,255,0.04
14,2,16 ,8,1523,778,80.72,56.23,43.94,3,3,1,255,255,255,1.46,188.22,41.43,132.6,83,83,21,202,202,219,0.12
15,2,17 ,7,1391,779,73.36,53.92,42.88,1,1,1,255,255,255,1.08,181.84,37.35,138.22,85,85,15,238,238,255,0.24
16,2,18 ,8,1464,810,80.23,57.62,43.03,1,1,1,3,254,254,254,0.97,186.2,41.34,132.05,2,2,1,199,199,213,0.04
17,2,19 ,7,1341,837,71.76,52.41,41.72,8,8,5,255,255,255,1.33,188.56,41.98,131.84,70,70,43,235,235,255,0.09
18,2,2 ,8,1379,846,86.58,60.61,46.24,15,15,5,255,255,255,1.39,198.69,53.34,115.27,85,85,49,104,104,181,0.0
19,2,20 ,8,1551,977,57.09,40.69,36.97,5,5,3,255,255,255,2.14,177.29,35.19,140.48,44,44,17,232,232,255,0.19
20,2,21 ,5,1226,684,103.1,67.0,46.11,12,12,0,182,182,244,1.56,188.54,43.52,129.21,84,84,41,133,133,212,0.01
21,2,22 ,8,1549,886,74.18,51.9,39.31,2,2,0,255,255,255,2.03,180.43,36.65,138.75,84,84,40,205,205,219,0.04
22,2,23 ,6,1322,874,95.95,63.5,46.3,18,18,0,255,255,255,1.42,186.32,40.4,134.04,79,79,23,154,154,193,0.01
23,2,24 ,7,1492,814,90.57,66.28,49.35,9,9,0,249,249,249,1.32,192.32,44.62,128.27,85,85,19,107,107,170,0.01
24,2,25 ,5,1271,813,96.1,62.98,43.75,0,0,0,255,255,255,1.27,186.77,44.08,127.79,94,94,44,200,200,232,0.01
25,2,26 ,8,1392,702,84.32,59.13,44.71,3,3,3,255,255,255,1.59,192.0,44.35,128.42,84,84,38,225,225,250,0.07
26,2,27 ,8,1508,777,73.86,51.0,39.72,8,8,0,247,247,255,2.21,191.3,43.96,129.11,79,79,38,194,194,216,0.09
27,2,28 ,8,1559,826,62.37,48.25,40.73,7,7,0,255,255,255,2.25,193.23,45.55,126.25,68,68,37,200,200,252,0.14
28,2,29 ,8,1467,799,74.72,51.09,37.9,2,2,2,238,238,255,2.42,183.36,38.76,136.14,79,79,12,235,235,255,0.12
29,2,3 ,6,1478,755,78.45,54.77,41.84,4,4,0,211,211,244,1.33,198.15,52.27,116.79,42,42,42,185,185,185,0.0
30,2,30 ,9,1557,901,87.28,68.55,58.04,14,14,4,255,255,255,1.72,181.32,37.4,137.79,84,84,44,117,117,217,0.03
31,2,31 ,9,1536,930,61.51,53.14,47.35,8,8,8,255,255,255,2.26,195.9,49.06,124.11,71,71,48,219,219,222,0.82
32,2,32 ,6,1429,783,77.56,56.69,45.26,10,10,5,255,255,255,0.96,189.0,42.32,131.57,85,85,26,251,251,255,0.78
33,2,33 ,8,1388,823,73.52,53.37,43.49,15,15,2,253,253,255,1.58,197.64,49.64,120.16,6,6,3,191,191,249,0.44
34,2,34 ,8,1503,774,62.61,55.1,45.79,9,9,0,255,255,255,1.28,200.35,52.23,115.88,90,90,51,124,124,166,0.04
35,2,35 ,9,1556,966,54.19,49.95,44.65,6,6,0,255,255,255,2.02,199.55,51.46,117.11,84,84,28,190,190,254,1.87
```

Figure 3. 6 une partie de la base utilisée pour l'entrainement des modèles

Current relation

Relation: data-weka.filters.unsupervised.attribute.Remove-R3 Attributes: 25
 Instances: 1025 Sum of weights: 1025

Attributes

No.	Name
1	<input checked="" type="checkbox"/> id
2	<input type="checkbox"/> classe
3	<input type="checkbox"/> poids
4	<input type="checkbox"/> langleur
5	<input type="checkbox"/> largeur
6	<input type="checkbox"/> rouge_moyen
7	<input type="checkbox"/> vert_moyen
8	<input type="checkbox"/> bleu_moyen
9	<input type="checkbox"/> rouge_min
10	<input type="checkbox"/> vert_min
11	<input type="checkbox"/> bleu_min
12	<input type="checkbox"/> rouge_max
13	<input type="checkbox"/> vert_max
14	<input type="checkbox"/> bleu_max
15	<input type="checkbox"/> pixel_spot
16	<input type="checkbox"/> IR_rouge_moyen
17	<input type="checkbox"/> IR_vert_moyen
18	<input type="checkbox"/> IR_bleu_moyen
19	<input type="checkbox"/> IR_rouge_min
20	<input type="checkbox"/> IR_vert_min
21	<input type="checkbox"/> IR_bleu_min
22	<input type="checkbox"/> IR_rouge_max
23	<input type="checkbox"/> IR_vert_max
24	<input type="checkbox"/> IR_bleu_max
25	<input type="checkbox"/> IR_pixel_spot

Figure 3. 7 description de la base de donnée capturée du Weka

Implémentation

Selected attribute

Name: classe
Missing: 0 (0%)
Distinct: 9
Type: Nominal
Unique: 0 (0%)

No.	Label	Count	Weight
1	2	105	105.0
2	3	100	100.0
3	4	104	104.0
4	5	80	80.0
5	6	63	63.0
6	7	120	120.0
7	8	203	203.0
8	9	140	140.0
9	10	110	110.0

Class: classe (Nom) Visualize All

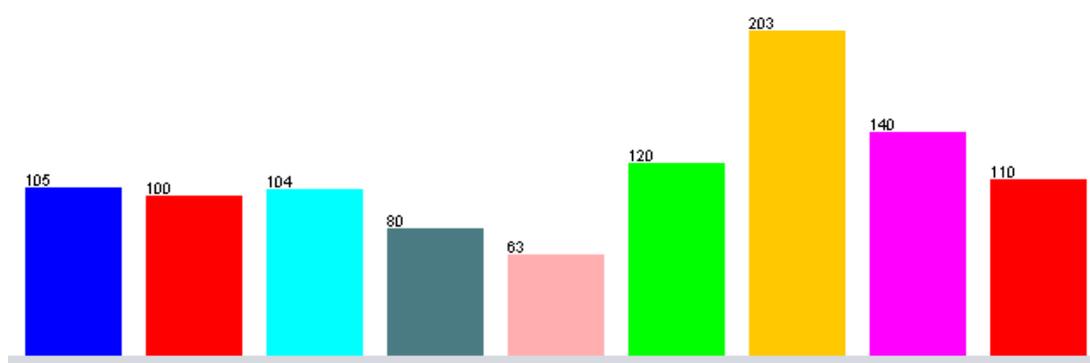


Figure 3. 8 description de l'attribut classe capturée du Weka

3.2 Métriques d'évaluation du modèle :

Cette sous-section explique comment nous pouvons évaluer les résultats de notre modèle, ce qui rend un modèle meilleur qu'un autre et comment nous pouvons prédire que notre modèle donnera de bons résultats lors des tests.

De nombreuses métriques d'évaluation pour évaluer la qualité de sortie de la classification.

3.2.1 Taux de reconnaissance :

La précision est le nombre de points de données correctement prédits sur tous les points de données.

Implémentation

Plus formellement, il est défini comme le nombre de vrais positifs et de vrais négatifs divisé par le nombre de vrais positifs, de vrais négatifs, de faux positifs et de faux négatifs, comme il est résumé dans l'équation :

$$TR = \frac{TN + TP}{TN + TP + FN + FP}$$

Un vrai positif ou un vrai négatif est un point de données que l'algorithme a correctement classé comme vrai ou faux.

Un faux positif ou un faux négatif, en revanche, est un point de données que l'algorithme a mal classé.

3.2.2 Rappel :

Nommé également Sensibilité, le rappel est le rapport entre les observations positives correctement prédites et toutes les observations de la classe réelle. Autrement dit, le rappel mesure la proportion de positifs réels correctement identifiés.

$$Rappel = \frac{TP}{TP + FN}$$

3.3 Résultats et discussion :

3.3.1 Perceptron multicouche :

Pour construire un réseau de neurones multicouche efficace, les questions fondamentales auxquelles il faut répondre lors de la mise en œuvre sont 1,2:

- Quel est le nombre idéal de couches cachées ?
- Quel devrait être le nombre de neurones dans les couches cachées ?

Donc on a construit plusieurs modèles on utilise différentes valeurs des paramètres pour obtenu le meilleur résultat pour notre problématique.

On a proposé 2 méthodes pour construire le modèle :

On change le nombre des couches cachées.

On change le nombre de neurones dans les couches cachées.

Par la suite, nous expliquerons toutes les expériences que nous avons appliquées aux méthodes proposées et les résultats obtenus.

Implémentation

Méthode 1 :

Dans cette méthode le paramètre qui nous intéresse c'est le nombre des couches cachées, donc on a construit 3 modèles et au chaque modèle on fixe le nombre de neurones dans les couches cachées et on change le nombre des couches.

M1 : couches cachées = 0

M2 : couches cachées = 1 , nombre de neurones = 16

M3 : couches cachées = 2 , nombre de neurones = 16 (8 à chaque couche).

Les résultats obtenus sont comme suit :

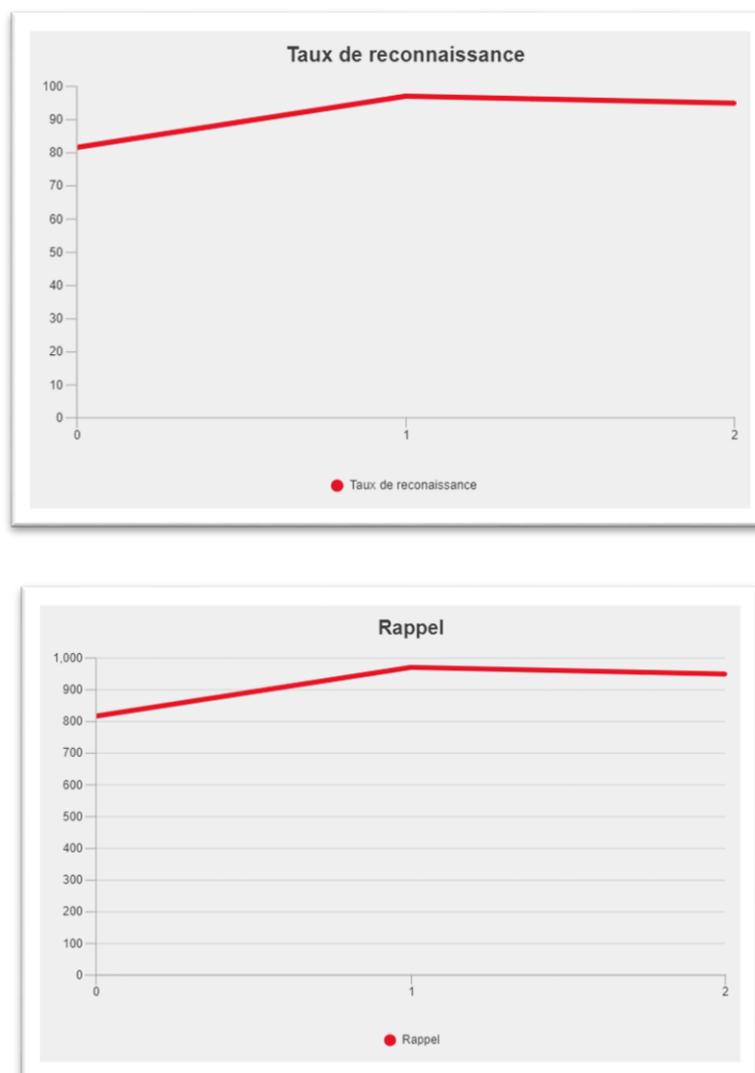


Figure 3. 9 Courbe graphique représentent les résultats des modèles de réseaux de neurones créés dans la méthode 1

Implémentation

Méthode 2 :

Dans cette méthode le paramètre qui nous intéresse c'est le nombre de neurones dans les couches cachées, donc on a construit 4 modèles, on prend une couche et on change le nombre de neurones à chaque fois.

M1 : nombre de neurones = 9.

M2 : nombre de neurones = 16.

M3 : nombre de neurones = 25.

M4 : nombre de neurones = 25+9.

Les résultats obtenus sont comme suit :

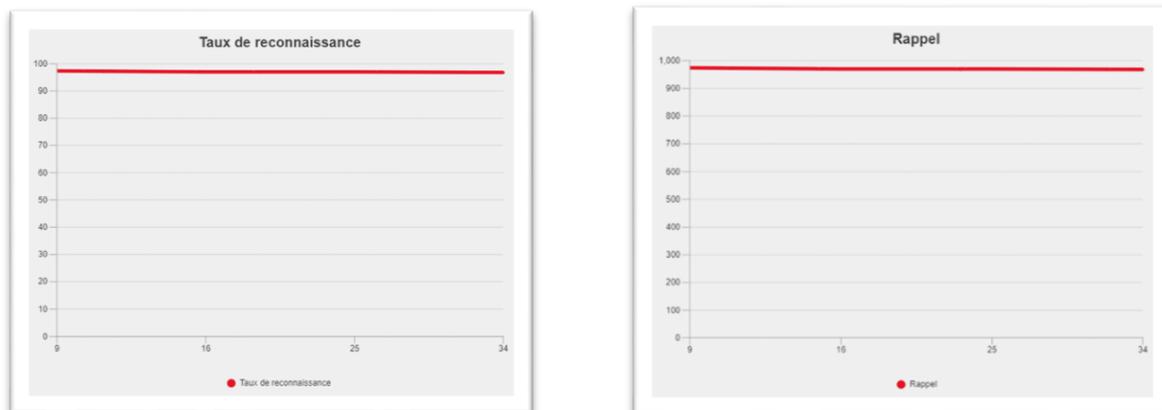


Figure 3. 10 Courbe graphique représentent les résultats des modèles de réseaux de neurones créés dans la méthode 2

Donc : on prend le modèle qui nous donne les meilleurs résultats qui est le model avec une seule couche cachée et 9 neurones dans cette couche,

Les résultats de ce model sont comme suit :

Taux de reconnaissance = 97.2683 %

Le rappel = 0,973

3.3.2 SVM :

Le principal état à l'application des svm c'est le choix du noyau, qui est le paramètre principal de la méthode, donc on a construit plusieurs modèles aux différents types des noyaux pour obtenir le résultat qui satisfait.

Implémentation

Les résultats obtenus sont comme suit :

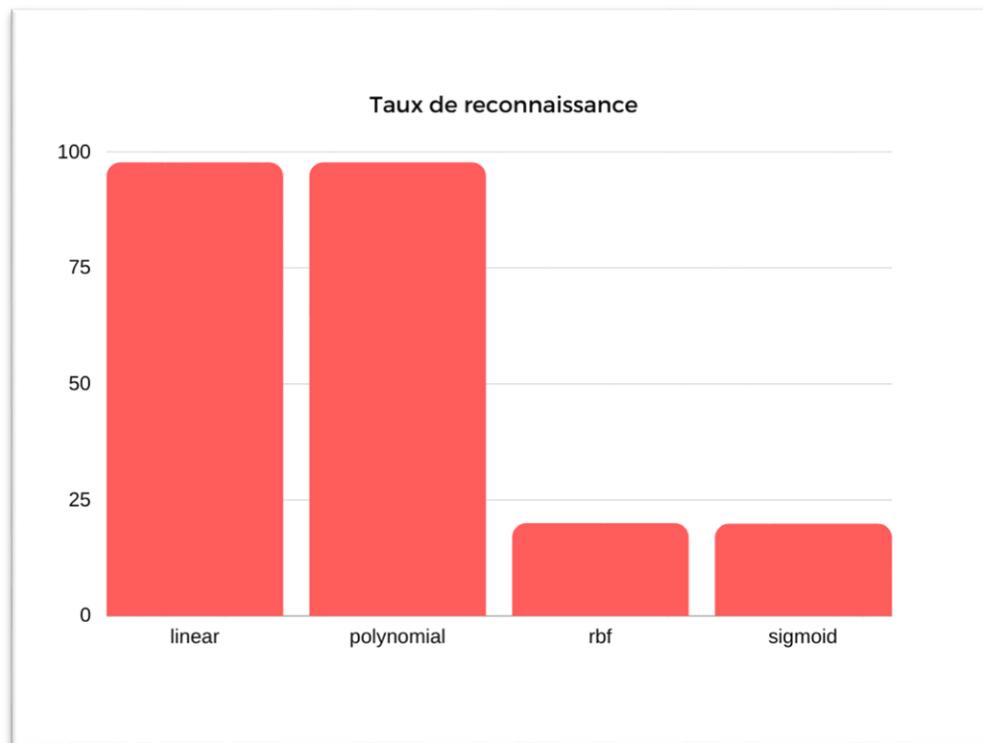


Figure 3. 11 diagramme a barres représentent les résultats des modèles svm créés

Donc, on prend le model avec le noyau “polynomial” qui a données les meilleurs résultats que les autres modèles.

Taux de reconnaissance = 97.6585 %

Le rappel = 0,977

3.3.3 Réseaux bayésiens :

Avec les réseaux bayésiens on a obtenu les résultats suivant avec les paramètres par default de l’algorithme :

Taux de reconnaissance = 89.7561 %

Le rappel = 0,898

3.3.4 Bayésien naïf :

On utilise l’algorithme du “bayésien naïf” les résultats sont comme suit :

Taux de reconnaissance = 88.9756 %

Le rappel = 0,890

Implémentation

3.3.5 Arbres de décision :

On utilise les arbres de décision (algorithme J48) les résultats obtenus sont comme suit :

Taux de reconnaissance = 58.3415 %

Le rappel = 0,583

3.3.6 Comparaison des méthodes utilisées :

Après avoir vu les expériences, on a résumé les résultats obtenus dans le tableau suivant:

Tableau 1 les resultats obtenus des differentes algorithmes utilisés

Méthode	Taux de reconnaissance	de	Rappel
Perceptron multicouche	97.2683		0,973
SVM	97.6585		0,977
Réseaux bayésiens	89.7561		0,898
Bayésien naïf	88.9756		0,890
Arbres de décision	58.3415		0,583

Nous concluons pour le tableau que les réseaux de neurones et les svm donnent de meilleurs résultats en termes de précision et d'efficacité par rapport aux autres algorithmes d'apprentissage automatique.

3.3.7 Comparaison avec les travaux connexes :

Dans cette section, nous comparerons nos différents résultats obtenus à partir de notre système proposé avec les travaux précédents :

Implémentation

Tableau 2 comparaison des résultats obtenus dans notre system avec les travaux connexes sites

Nom projet	Taux de reconnaissance
Projet Haiwei Dong	De 89% à 99%
Projet Amin Nasiri	96.98%
Projet Ghulam Muhammad	98%
Projet Dong Zhang	De 95 à 98 %
Notre Projet	97.65 %

Nous concluons pour le tableau que notre système basé sur des images thermiques donne de bons résultats en termes de précision et d'efficacité par rapport aux méthodes classiques utilisées dans les travaux précédents.

SVM a émergé avec la meilleure précision finale, atteignant 97,6%. Cependant, les réseaux de neurones artificiels ont presque aussi bien fonctionné, avec une précision de 97,2 %.

Les résultats utilisant les méthodes du Réseaux bayésiens et Bayésien naïf ne sont pas aussi précis que l'une ou l'autre des deux autres méthodes, mais se situent dans une plage acceptable par rapport les arbres de décision.

4 Conclusion

Ce chapitre a couvert les principaux résultats de la thèse, la mise en œuvre et les expériences ont été détaillées et expliquées, les résultats ont été illustrés sous forme de figures, de tableaux commentés et de comparaisons sur les résultats obtenus. Et l'implémentation si facile avec python et les outils utilisés.

Conclusion générale

Les palmiers dattiers ne sont pas seulement un fruit ancien avec une signification historique et symbolique importante, mais sont également un composant alimentaire notable de plusieurs nations du monde moderne, un matériau qui se transforme en de nombreux autres, et un produit avec un énorme marché mondial et forte importance économique.

Dans cette memoire, nous avons présenté un système de classification, basé sur des images thermales des dates, sans avoir besoin de mesures physiques longues et complexes. Notre système consiste en une étape d'extraction de caractéristiques personnalisée, suivie d'une classification.

Un essai empirique approfondi est également présenté, exposant un certain nombre de résultats concernant le choix et le réglage du classificateur, tout en garantissant la généralisation et, surtout, illustrant l'efficacité dans le monde réel et l'applicabilité directe de notre système.

Les méthodes traditionnelles de classification consistent en plusieurs étapes distinctes. Dans cette étude, un classificateur a été construit pour surmonter la complexité des systèmes traditionnels

Nous concluons que notre système basé sur des images thermiques donne de bons résultats en termes de précision et d'efficacité par rapport aux méthodes classiques utilisées dans les travaux précédents.

SVM a émergé avec la meilleure précision finale, atteignant 97,6%. Cependant, les réseaux de neurones artificiels ont presque aussi bien fonctionné, avec une précision de 97,2 %.

Les résultats utilisant les méthodes du Réseaux bayésiens et Bayésien naïf ne sont pas aussi précis que l'une ou l'autre des deux autres méthodes, mais se situent dans une plage acceptable par rapport les arbres de décision.

De plus, de nombreuses extensions du système proposé sont possibles, permettant ainsi à la technologie d'augmenter l'utilisation ainsi que la qualité de l'un des fruits les plus anciens du monde, le palmier dattier.

Cette memoire montre ainsi qu'il est possible de classer les dattes de manière très précise grâce à l'imagerie thermique et soutient la poursuite des recherches sur le sujet, ainsi que la mise en œuvre de cette technique dans les usines de production de dattes.

Références

Références

- A, S. (juillet 2017). Image Acquisition and Techniques to Perform Image Acquisition. *Journal of Physical Sciences Engineering and Technology* , 9(01).
about/. (s.d.). Récupéré sur [opencv.org](https://opencv.org/about/): <https://opencv.org/about/>
- DALIA, K. (26 /09 /2017). *Classification non supervisée de pixels d'images couleur par analyse d'histogrammes tridimensionnels*. Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou Faculté De Génie Electrique Et D'informatique.
- Géron, A. (2017). *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn & TensorFlow*.
- Hany S. El-Mesery, Hanping Mao, & Abd El-Fatah Abomohra. (2019). Applications of Non-destructive Technologies for Agricultural and Food Products Quality Inspection. *.ncbi.nlm.nih.gov*.
- HAYES, A. (2021, Jul 1). *Quality Control*. Récupéré sur [www.investopedia.com](http://www.investopedia.com/terms/q/quality-control.asp):
<https://www.investopedia.com/terms/q/quality-control.asp>
- Legland, D. (2019, juin 12). Récupéré sur [www6.inrae.fr](https://www6.inrae.fr/pfl-cepia/content/download/3530/34516/version/3/file/tutoImages.pdf): <https://www6.inrae.fr/pfl-cepia/content/download/3530/34516/version/3/file/tutoImages.pdf>
- Marin, A. (2019). Méthodes robustes en traitement d'image pour la détection et la caractérisation d'objets compacts : application à la biologie. Traitement du signal et de l'image. *NNT : 2019UBFCK018*. Université Bourgogne Franche-Comté.
- Python Programming Language*. (2021). Récupéré sur [geeksforgeeks](https://www.geeksforgeeks.org/python-programming-language/):
<https://www.geeksforgeeks.org/python-programming-language/>
- Shyam Narayan Jha, A. L. (2011). Measurement techniques and application of electrical properties for nondestructive quality evaluation of foods. *Journal of Food Science and Technology* .
- sinha, d. (s.d.). Quality Control (QC): Definition, Importance and Tools of Quality Control. *www.yourarticlelibrary.com*. Récupéré sur [www.yourarticlelibrary.com](https://www.yourarticlelibrary.com/production-management/quality-control-qc-definition-importance-and-tools-of-quality-control/41085):
<https://www.yourarticlelibrary.com/production-management/quality-control-qc-definition-importance-and-tools-of-quality-control/41085>
- svm*. (2021). Récupéré sur [dataanalyticspost.com](https://dataanalyticspost.com/Lexique/svm/): <https://dataanalyticspost.com/Lexique/svm/>
- Swamynathan, M. (2017). *Mastering Machine Learning with Python in Six Steps*.
- weka*. (s.d.). Récupéré sur [www.cs.waikato.ac.nz](https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/): <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>
- whatisnumpy*. (s.d.). Récupéré sur [numpy.org](https://numpy.org/doc/stable/user/whatisnumpy.html):
<https://numpy.org/doc/stable/user/whatisnumpy.html>