

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université de 8 Mai 1945-Guelma-
Faculté des Mathématiques, d'Informatique et des Sciences de la matière
Département d'Informatique



Mémoire de fin d'études Master

Filière : Informatique

Option :

Science et technologie de l'information et de la communication

Thème

Une approche métaheuristique pour l'optimisation des paramètres des filtres Gabor dans le contexte de la détection des expressions faciales.

Encadré par :
M^r KOUAHLA MOHAMED NADJIB

Présenté par :
M^r KRIBES HEMZA

Année Universitaire 2020/2021

Remerciements

On dit souvent que le trajet est aussi important que la destination. Les deux années qu'on a passé à l'université nous ont permis de bien comprendre la signification de cette phrase toute simple. Ce parcours, en effet, ne s'est pas réalisé sans défis et sans soulever de nombreuses questions pour lesquelles les réponses nécessitent de longues heures de travail.

Nous tenons à la fin de ce travail à remercier « Allah » le tout puissant de nous avoir donné la foi et de nous avoir permis d'en arriver là.

Nos remerciements vont également à nos parents pour tous les sacrifices qu'ils ont consentis pour nous permettre de suivre nos études dans les meilleures conditions possibles et n'avoir jamais cessé de nous encourager tout au long de nos années d'études.

*Nous remercions infiniment notre encadreur monsieur **KOUAHLA MOHAMED NADJIB** dont la disponibilité, le savoir-faire et le soutien ne nous ont jamais fait défaut*

Enfin, nous remercions tous les professeurs du département de l'informatique de l'université de 8 mai 1945 de Guelma.

Dédicace

Je dédie ce travail

A mes parents

A ma mère, qui a œuvré pour ma réussite, de par son amour, son soutien, tous les sacrifices consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie, reçois à travers ce travail aussi modeste soit-il, l'expression de mes sentiments et de mon éternelle gratitude.

A mon oncle, qui peut être fier et trouver ici le résultat de longues années de sacrifices et de privations pour m'aider à avancer dans la vie. Puisse Dieu faire en sorte que ce travail porte son fruit. Merci pour les valeurs nobles, l'éducation et le soutien permanents.

A mon frère Tamer

Les mots ne suffisent guère pour exprimer l'attachement, l'amour et l'affection que je te porte, mon ange gardien et mon fidèle compagnon dans les moments les plus délicats de cette vie mystérieuse. Je te dédie ce travail avec tous mes vœux de bonheur, de santé et de réussite.

Sans oublier mes très chers amis Boughida Adel et Yalles zindine, et tous ceux qui m'ont soutenu et encouragé durant toute la période de mon travail...

HAMZA

Résumé

Au cours de la dernière décennie, des efforts importants ont été déployés pour développer des méthodes efficaces pour la reconnaissance des expressions faciales. Plusieurs entre eux utilisent les filtres de Gabor pour l'extraction des caractéristiques émotionnelles. Étant donné que les études existantes permet de trouver les valeurs des paramètres de Gabor d'une manière expérimentale. Autrement, les systèmes immunitaires artificiels ont été performant et très utilisé dans les problèmes d'optimisations. Dans ce projet, nous proposons une nouvelle approche pour l'optimisation des paramètres de Gabor avec systèmes immunitaires artificiels (AIS) pour la reconnaissance des expressions faciales, et nous utilisons Support Vecteur Machine (SVM) pour l'apprentissage et la prédiction des émotions. Ensuite, nous implémentons notre système, afin de réaliser une expérimentation. Nous avons trouvé un taux de reconnaissance de 90.11% pour la base de données JAFFE et 81.15% pour CK+, avec temps de convergence pour AIS de 160 min.

Mot clés : *Systèmes immunitaires artificiels, filtres de Gabor, extraction des caractéristiques, expressions faciales, Support Vector Machine*

Table des matières

Table des figures	vi
Liste des tableaux	vii
Introduction générale	1
1 La reconnaissance des expressions faciales et les filtres de Gabor	2
1 Introduction	2
2 Expression faciale et émotion	2
2.1 Emotion	2
2.2 Expression faciale	3
2.3 Descriptions des expressions faciales	3
2.4 Comment reconnaître les expressions faciales du visage?	4
3 Extraction des caractéristiques avec les filtres de Gabor	5
3.1 Définition des filtres de Gabor	5
3.2 Paramètres du filtre de Gabor	6
3.3 Extraction des caractéristiques avec Gabor	8
4 Les systèmes immunitaires artificiels	9
4.1 Introduction	9
4.2 Le système immunitaire Naturel	9
4.3 Le système immunitaire artificiel	12
5 Travaux connexes développés pour la reconnaissance d’expressions faciales en utilisant les filtres de Gabor	16
6 Conclusion	20
2 Conception du système proposé	21
1 Introduction	21
2 Système de reconnaissance des expressions faciales	21
2.1 Détection et alignement du visage	22
2.2 Extraction des ROIs et redimensionnement	22
2.3 L’extraction des caractéristiques	23
2.4 Classification et apprentissage	24
3 AIS proposé pour l’optimisation des paramètres des filtres de Gabor	25
4 Conclusion	27
3 Implémentation et expérimentation	29
1 Introduction	29
2 Outil de développement et bibliothèques utilisées	29
2.1 <i>Jupyter</i>	29
2.2 Python	30
2.3 Keras	30

2.4	OpenCV	30
2.5	Numpy	31
2.6	Dlib	31
2.7	Matplotlib	31
3	Architecture et fonctionnalités du système	32
3.1	Module AIS-Gabor	33
3.2	Module d'apprentissage	33
3.3	Module de reconnaissance des expressions faciales	33
4	Scénario d'utilisation	33
5	Expérimentation et résultats	38
5.1	Base de données	38
5.2	Matériels utilisés	39
6	Expérimentation et résultats	39
6.1	Discussion des résultats	40
7	Conclusion	41
	Perspectives	42
	Acquis	42

Table des figures

1.1	Générateurs de l'émotion [1]	3
1.2	Générateurs de l'expression faciale [1]	3
1.3	Les emotions d'Ekman [2]	4
1.4	Processus de reconnaissance des expressions faciales	5
1.5	Entrée au filtre de Gabor	6
1.6	sortie du filtre de Gabor	6
1.7	l'application avec une variation du lambda	7
1.8	l'application avec la variation du theta	7
1.9	l'application avec une variation du Psi	8
1.10	l'application avec une variation du Segma	8
1.11	l'application avec une variation du gamma	8
1.12	Présentation la fonction de l'immunité acquise et innéé [3]	10
1.13	Schéma des cellules immunitaires [4]	11
1.14	Mécanisme de défense du system immunitaire [5]	12
1.15	Algorithme de la selection négative[6]	13
1.16	Algorithme de sélection Clonage (clonalG) [6]	14
1.17	Algorithme de sélection clonal [5]	14
1.18	Algorithme de réseau immunitaire [6]	16
2.1	Méthode proposée pour la reconnaissance des expressions faciales	22
2.2	Detection et alignement du visage [7]	22
2.3	Exemple des ROIs détectés à partir d'un visage	23
2.4	Exemple des ROIs détectés à partir d'un visage [8]	23
2.5	Mécanisme de transformation d'un visage a un vecteur de caractéristique [8]	24
2.7	Le chromosome en cinq parties : $ksize$, λ_0 , σ , γ , et ψ	26
2.8	Compromis entre l'affinité normalisée et son taux de mutation [9]	27
2.6	Le processus de l'algorithme AIS-Gabor proposé	28
3.1	Environnement de jupyter	29
3.2	Logo de Python	30
3.3	Logo de Keras	30
3.4	Logo de OpenCV	31
3.5	Logo de Numpy	31
3.6	Logo de Dlib	31
3.7	Logo de Matplotlib	32
3.8	Architecture du système	32
3.9	Format XML des paramètres Gabor	33
3.10	Processus AIS-GABOR exécution	34
3.11	Sélection d'une image d'un visage	34
3.12	Page d'accueil de l'application	34
3.13	Sélection de la base de données	35

3.14	L'importation des paramètres de Gabor	35
3.15	Les vecteurs des caractéristiques des bases d'apprentissage et test	36
3.16	Détection du visage	36
3.17	Extraction des ROI du visage	37
3.18	Résultat de l'application du filtre de Gabor sur les trois ROIs	37
3.19	Affichage des valeurs du vecteur de caractéristiques	38
3.20	Affichage de l'émotion prédie	38
3.21	Exemples d'images des BDDs JAFFE et CK+	38

Liste des tableaux

1.1	Quelques techniques développées pour la reconnaissance des expressions faciales à l'aide du filtre de Gabor.	18
1.2	Quelques techniques développées pour la reconnaissance des expressions faciales à l'aide du filtre de Gabor (suite).	19
3.1	Matrice de confusion normalisée pour la reconnaissance des expressions faciales avec CK+ dataset (les valeurs sont en %)	40
3.2	Tableaux descriptif des deux approches	40
3.3	Tableaux comparatif des résultats des deux approches [10]	40

Introduction générale

Pour un être humain, le moyen le plus puissant de communiquer ses émotions et ses intentions est l'expression faciale. Les humains peuvent facilement détecter les expressions faciales dans la scène. Cependant, il est très difficile de développer un système automatique pour effectuer cette tâche. L'analyse automatique des expressions faciales est un problème qui affecte des applications importantes dans de nombreux domaines tels que l'interaction homme-machine. Les humains utilisent naturellement et intuitivement les expressions faciales comme un moyen important et puissant de transmettre leurs émotions et de mener des interactions sociales (Ekman, 1982). L'intérêt de cette recherche est de permettre aux systèmes informatiques de reconnaître les expressions faciales et d'utiliser les informations émotionnelles embarquées dans les interfaces homme-machine.

La tâche de la reconnaissance des expressions faciales comprend 3 étapes principales. La première étape consiste à détecter les visages à partir de la séquence d'images. L'étape suivante et la plus importante consiste à développer un mécanisme pour extraire les traits du visage de la séquence observée : les traits à extraire sont des traits saillants de différentes parties du visage, comme les sourcils, les yeux, le nez, la bouche et le menton. Cette étape est généralement appelée suivi du visage dans la scène. La dernière étape consiste à développer un classificateur pour classer l'ensemble de traits du visage étudié comme l'une des expressions faciales de base. Les émotions faciales sont classées en 6 prototypes de base universels présents dans presque toutes les cultures : la surprise, la peur, la tristesse, la colère, le dégoût et la joie. Chaque expression est caractérisée par un certain nombre de traits qui, groupés et étudiés ensemble, permettent une reconnaissance précise de l'expression faciale.

Les filtres de Gabor sont considérés comme un outil très utile dans le domaine de vision par l'ordinateur et traitement d'image, en raison de sa localisation optimale des propriétés dans l'analyse spatiale et dans le domaine fréquentiel. L'ensemble des filtres de Gabor avec différentes fréquences et orientations peut être utile pour extraire les caractéristiques d'une image.

Le problème c'est que la fonction du noyau de Gabor possède plusieurs paramètres, comment sélectionner les valeurs de ces paramètres? L'optimisation des paramètres de Gabor avec l'algorithme génétique est une grande tâche, et elle va générer plusieurs problèmes tel que :

1. Les algorithmes génétiques sont coûteux en calcul, car ils prennent du temps. Dans notre problème, la taille de population doit être grande et donc le temps de convergence sera très grand.
2. La complexité élevée pour le calcul de la fonction fitness de chaque chromosome (pour chaque chromosome : extraction des caractéristiques des BDD + cross-validation).
3. L'algorithme génétique dépend de la population initiale générée aléatoirement.

Ce mémoire présente l'utilisation d'une méthode métaheuristique pour l'optimisation des paramètres de filtre de Gabor par système immunitaire artificiel(AIS). dans le contexte de la détection des expressions faciales du visage. Avec la validation de approche par une base de données publiques (JAFFE).

Ce document est organisé comme suit : dans le premier chapitre nous abordons des

notions de base sur les expressions faciales, les filtres de Gabor, les méta-heuristiques (principalement l'AIS). Nous terminons le chapitre avec les travaux connexes sur la reconnaissance des expressions faciales avec les filtres de Gabor. Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté notre approche pour la reconnaissance des expressions faciales basée sur l'AIS et les filtres de Gabor. Où nous avons proposé un algorithme nommé AIS-Gabor permet d'optimiser les valeurs des paramètres des filtres de Gabor. Dans le troisième chapitre nous présentons l'implémentation de l'approche de reconnaissance des expressions faciales basée sur l'AIS pour optimisé les paramètre de filtre de Gabor.

Chapitre 1

La reconnaissance des expressions faciales et les filtres de Gabor

1 Introduction

Dans ces dernières années, la reconnaissance des expressions faciales est devenu un sujet très intéressant en raison de diverses applications dans le monde réel qui les utilisent dans plusieurs domaines comme : l'éducation, sécurité, applications mobiles, . . . etc.

Le processus de reconnaissance des expressions faciales (FER) est composé de trois grandes étapes : la détection du visage ; l'extraction des caractéristiques, et la prédiction de l'émotion. Les filtres de Gabor sont utilisés fréquemment dans le processus FER pour l'extraction des caractéristiques émotionnelles [11, 12, 13]. D'autre part, les systèmes immunitaires artificiels AIS sont utilisés pour résoudre des problèmes d'optimisation.

Dans ce chapitre, nous abordons des notions de base sur les expressions faciales, les filtres de Gabor, les métaheuristiques (principalement l'AIS). Nous terminons le chapitre avec les travaux connexes sur la reconnaissance des expressions faciales avec les filtres de Gabor.

2 Expression faciale et émotion

2.1 Emotion

Les expressions et émotions sont très liées et parfois confondues. L'émotion est un des générateurs des expressions faciales. L'émotion se traduit via de nombreux canaux comme la position du corps, la voix et les expressions faciales. Une émotion implique généralement une expression faciale correspondante (dont l'intensité peut être plus ou moins contrôlée selon les individus), mais l'inverse n'est pas vrai : il est possible de mimer une expression représentant une émotion sans pour autant ressentir cette émotion. Alors que les expressions dépendent des individus et des cultures, on distingue généralement un nombre limité d'émotions universellement reconnues [1].

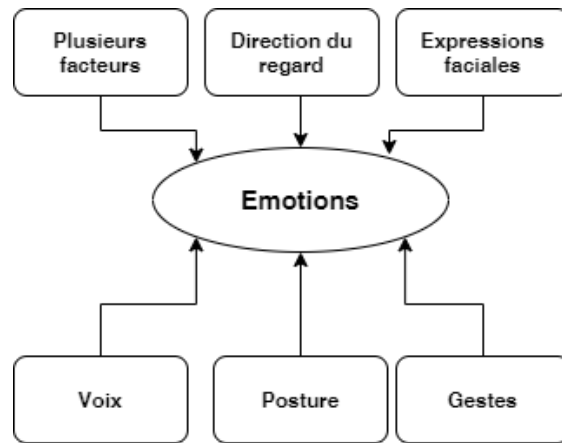


FIGURE 1.1 – Générateurs de l’émotion [1]

2.2 Expression faciale

L’expression faciale est une mimique faciale chargée de sens. Le sens peut être l’expression d’une émotion, un indice sémantique ou une intonation dans la langue des signes. L’interprétation d’un ensemble de mouvements musculaires en expression est dépendante du contexte d’application. Dans le cas d’une application en interaction Homme-Machine où l’on désire connaître une indication sur l’état émotionnel d’un individu, on cherchera à classifier les mesures en matière d’émotions [1].

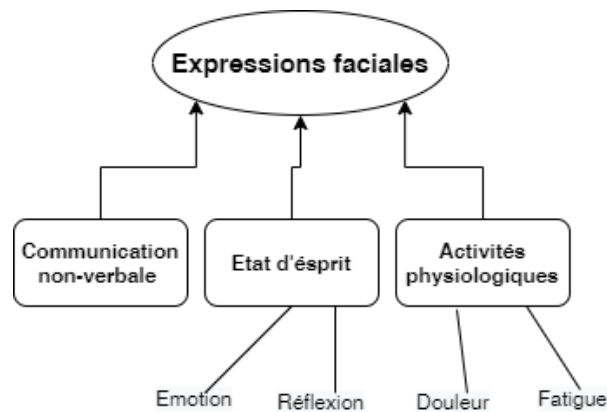


FIGURE 1.2 – Générateurs de l’expression faciale [1]

2.3 Descriptions des expressions faciales

Paul Ekman a étudié les émotions primaires analysant, dans les années 70, les micro-expressions des visages humains de toutes les ethnies confondues [14]. Il a prolongé ses recherches, dans les années 90, avec d’autres émotions aussi répandues. Paul Ekman a identifié 6 émotions primaires universelles (voir Figure 1.3). Cyril en [15] a défini les émotions d’Ekman comme suit :

- **La peur** : L’émotion la plus primitive. Elle est l’émotion fondamentale à partir de laquelle émergent toutes les autres. Il s’agit de la prise de conscience d’une menace. La première était la rencontre avec l’inconnu.

- **La colère** : C'est une réponse à une menace. Elle semble être, toujours en lien avec la psychanalyse, l'expression de la pulsion de vie. La colère est la volonté de se défendre. C'est la réponse à la peur.
- **La joie** : La motivation vitale, le plaisir de vivre. Elle est en partie la libération des peurs mais aussi une forte stimulation du positif.
- **La surprise** : On écarquille les yeux pour capturer le plus d'informations possible. La surprise est l'émotion qui fait sortir de la routine pour répondre à une nécessaire réadaptation à l'environnement.
- **La tristesse** : La gorge nouée, les larmes : un sentiment de vide intérieur, de manque, de désarroi.
- **Le dégoût** : La fermeture, le rejet : cette émotion s'illustre facilement dans la survie alimentaire mais aussi dans la confrontation à des actes immoraux. Cette émotion permet la préservation de son intégrité.



FIGURE 1.3 – Les émotions d'Ekman [2]

2.4 Comment reconnaître les expressions faciales du visage ?

On distingue trois étapes principales dans le système de reconnaissance des expressions faciales :

1. **Détection du visage** : La détection des visages est la capacité de distinguer les visages des objets sans visage dans une image ou une vidéo. L'algorithme Viola-Jones [16] est un cadre de reconnaissance d'objets qui permet la détection de visages humains. L'algorithme de Viola-Jones est robuste, puissant et plus rapide bien qu'il soit obsolète.
2. **Alignement du visage** : Selon [3], l'objectif de l'alignement du visage est de transformer un espace de coordonnées d'entrée en espace de coordonnées de sortie, de sorte que tous les visages d'un ensemble de données entier devraient :
 - (a) Soyez centré dans l'image.
 - (b) Faites pivoter de telle sorte que les yeux se trouvent sur une ligne horizontale (c'est-à-dire que le visage est tourné de manière à ce que les yeux se trouvent le long des mêmes coordonnées y).
 - (c) Être mis à l'échelle de telle sorte que la taille des visages soit approximativement identique.

3. **Prétraitement** : Le prétraitement améliore les performances de la reconnaissance d'expression faciale car il traite le bruit présent dans les images. Le prétraitement d'image comprend un certain nombre de types de processus tels que la clarté et la mise à l'échelle de l'image, le réglage du contraste et un processus d'amélioration supplémentaire pour améliorer les cadres d'expression [17].
4. **Extraction des caractéristiques** : L'extraction de caractéristiques est une étape essentielle dans la reconnaissance des expressions faciales. L'une des techniques les plus largement utilisées pour l'extraction de caractéristiques émotionnelles est l'utilisation des filtres de Gabor [18].
5. **Classification** : Après l'extraction des caractéristiques en relation avec l'émotion, le modèle va permettre de classifier le vecteur de caractéristique à l'une des sept expressions faciales (les émotions d'Ekman et État neutre).

La figure 1.4 aborde un schéma général du processus de reconnaissance des expressions faciales.

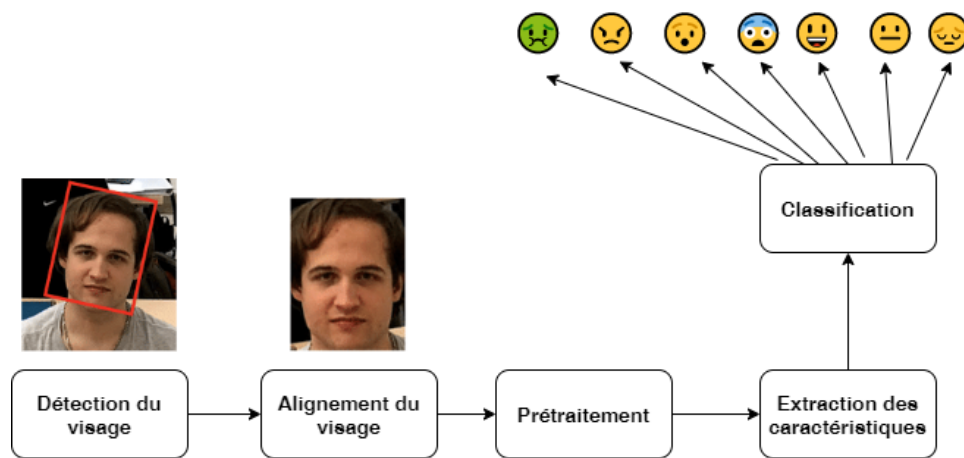


FIGURE 1.4 – Processus de reconnaissance des expressions faciales

3 Extraction des caractéristiques avec les filtres de Gabor

3.1 Définition des filtres de Gabor

Les filtres de GABOR ou filtres gaussiens, nommé d'après Dennis Gabor, sont un filtre linéaire dont la réponse impulsionnelle est une fonction gaussienne modulée par une sinusoïde. Les filtres de Gabor sont utilisés dans de nombreuses applications comme la reconnaissance faciale, la reconnaissance d'empreintes digitales, la recherche de documents automatique, reconnaissance de caractères, la détection de bord, détection de l'iris, etc. Il trouve aussi beaucoup d'applications dans le domaine médical[19].

$$\text{Complex} : g(x, y; \lambda, \theta, \sigma, \phi, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(i\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \phi\right)\right), \quad (1.1)$$

$$\text{Real} : g(x, y; \lambda, \theta, \sigma, \phi, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \phi\right), \quad (1.2)$$

$$\text{Imaginary} : g(x, y; \lambda, \theta, \sigma, \phi, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \sin\left(2\pi\frac{x'}{\lambda} + \phi\right), \quad (1.3)$$

Avec : $x' = x \cos \theta + y \sin \theta, y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$.

Dans cette équation, λ représente la longueur d'onde du facteur sinusoidal, θ représente l'orientation de la normale par les bandes parallèles d'une fonction de Gabor, ψ est le décalage de phase, σ est le sigma/écart-type de l'enveloppe gaussienne et γ est le rapport d'aspect spatial, et spécifie l'ellipticité du support de la fonction gabor.

Lorsqu'un filtre Gabor est appliqué à une image, il donne la réponse la plus élevée aux bords et aux points où la texture change. Les images suivantes montrent une image de test et sa transformation une fois le filtre appliqué.



FIGURE 1.5 – Entrée au filtre de Gabor

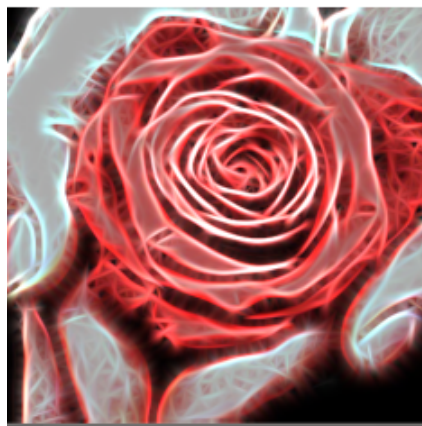


FIGURE 1.6 – sortie du filtre de Gabor

3.2 Paramètres du filtre de Gabor

paramètres mentionnés ci-dessus contrôlent la forme et la taille de la fonction Gabor. Le rôle de chaque paramètre est expliqué en détail ci-dessous :

- **Lambda**(λ) : est la longueur d'onde du facteur sinusoidal. les image ci-dessus représente l'application de filtre de gabor avec la variation du lambda λ (θ est mis à zéro)

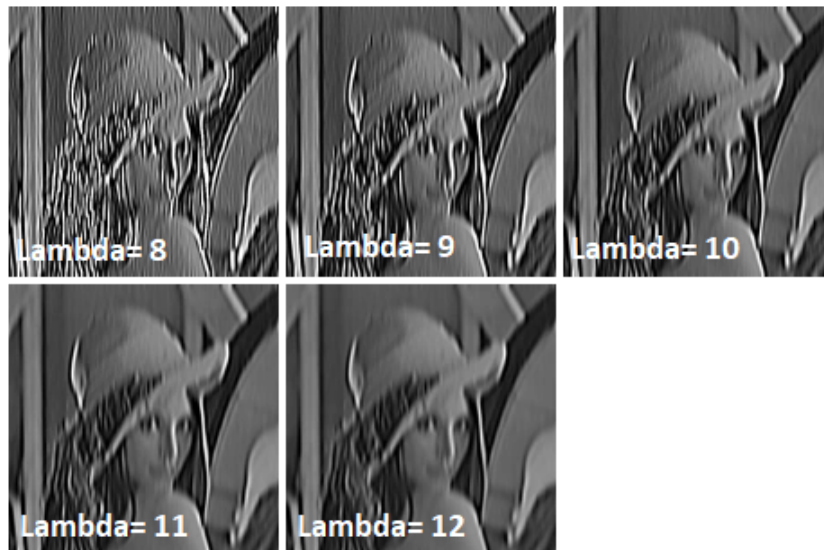


FIGURE 1.7 – l’application avec une variation du lambda

- **theta** (θ) :est l’orientation de la normale aux bandes parallèles de la fonction de Gabor. C’est l’un des paramètres les plus importants du filtre de Gabor. Ce paramètre décide à quel type de caractéristiques le filtre répond. Par exemple, donner à theta une valeur de zéro signifie que le filtre ne répond qu’aux caractéristiques horizontales. Ainsi, afin d’obtenir des caractéristiques à différents angles dans une image, nous divisons l’intervalle entre 0 et 180 en 16 parties égales par exemple, et calculons un noyau de Gabor pour chaque valeur obtenue de thêta. la figure 1.8 représente le résultat d’application de 16 filtre de gabor (avec différentes orientations) sur une image.



FIGURE 1.8 – l’application avec la variation du theta

- **Psi** (ψ) :Ce paramètre contrôle le décalage de phase

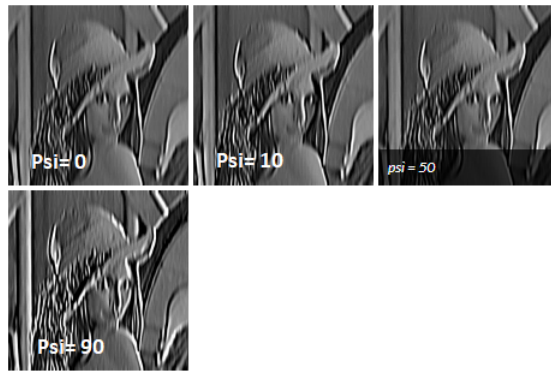


FIGURE 1.9 – l'application avec une variation du Psi

- **Sigma** (σ) :Ce paramètre contrôle la largeur de l'enveloppe gaussienne utilisée dans le noyau Gabor. Voici quelques résultats obtenus.

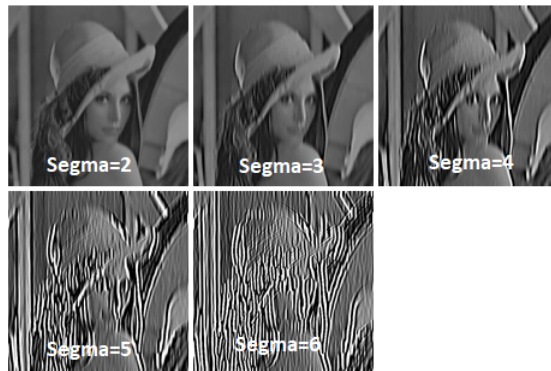


FIGURE 1.10 – l'application avec une variation du Segma

- **Gamma** (γ) :Gamma contrôle l'ellipticité de la gaussienne. Lorsque gamma = 1, l'enveloppe gaussienne est circulaire.

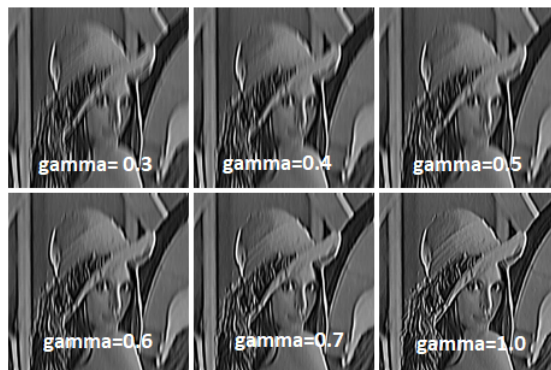


FIGURE 1.11 – l'application avec une variation du gamma

3.3 Extraction des caractéristiques avec Gabor

le vecteur caractéristique peut être constitué de : Énergie locale, Amplitude moyenne, Amplitude de phase ou Orientation dont la locale a l'énergie maximale

- **la phase** : Peut-être prise comme une caractéristique, car elle contient des informations sur l'emplacement des bords et autres détails de l'image.
la phase = les valeurs de matrice à partir d'une matrice de réponse
- **L'amplitude** : peut être prise comme caractéristique, et il contient un certain spectre de fréquence orienté dans chaque local de l'image.
Amplitude = les valeurs absolues de chaque valeur de matrice à partir d'une matrice de réponse
- **Énergie locale** : La somme carrée des différentes réponses en fréquence avec la même orientation peut être considérée comme une caractéristique, et elle dénote l'énergie locale dans une certaine orientation.
Énergie locale = additionner la valeur au carré de chaque valeur de matrice à partir d'une matrice de réponse
- **L'orientation** : dans laquelle le local a le maximum, l'énergie peut également être considérée comme une caractéristique.
L'orientation = le maximum d'énergies [20]

4 Les systèmes immunitaires artificiels

4.1 Introduction

Le système immunitaire biologique est un système robuste, complexe et adaptatif qui défend le corps contre les agressions de millions de micro-organismes. Il est capable de s'adapter aux mutations des intrus et de s'en "rappeler" une fois qu'il les a déjà rencontrés.

le système immunitaire biologique a attiré l'attention de l'informatique ces dernières années. Une nouvelle technique d'intelligence informatique inspirée de l'immunologie a été créée, appelée systèmes immunitaires artificiels. Plusieurs concepts du système immunitaire ont été extraits et appliqués pour résoudre des problèmes compliqués

Les domaines d'application des AIS sont très nombreux, en voici quelques exemples : la reconnaissance de modèles, la détection d'anomalies et de fautes, l'analyse de données, l'optimisation de plannings, la sécurité des systèmes d'information, etc. ...

4.2 Le système immunitaire Naturel

Notre système immunitaire est exposé à d'innombrables agents pathogènes chaque jour. De minuscules bactéries sont partout, sur les poignées de porte, les claviers d'ordinateur, la nourriture et les poignées de main. S'il n'y a pas de mécanisme de protection, ces micro-organismes peuvent rapidement pénétrer dans notre corps et éventuellement provoquer des maladies, mais chez les individus en bonne santé, la plupart de ces envahisseurs sont évités car le corps humain est composé de divers mécanismes de protection. La première barrière est constituée par la peau et les muqueuses. Le nez et les poumons par exemple sont tapissés de muqueuses sur lesquelles les micro-organismes vont s'agripper. Ceux-ci seront ensuite rendus inoffensifs et expectorés.

Le système immunitaire n'est pas un organe ent que tel, il s'agit plutôt d'un réseau à interactive complexe. On y trouve ainsi les vaisseaux et les ganglions lymphatiques, la moelle osseuse, le sang circulant, la rate et le thymus. ils existe deux type de l'immunité : naturelle et acquise.[21]

- **L'immunité naturelle(innée)** : elle est l'ensemble des mécanismes de résistance non spécifiques. Elle est le fait de 4 barrières : - Anatomique : première ligne de défense : peau,

muqueuses ... - Physiologique : température, pH, médiateurs chimiques - Phagocytaire : macrophages et polynucléaires - Inflammatoire : activité anti-bactérienne [21]

- **L'immunité acquise (adaptative) :** L'immunité acquise est une immunité à mémoire (réponse secondaire), qui se développe lors de l'apparition du même antigène dans le même système immunitaire pour la deuxième fois ou plus, et qui engendre le développement et la génération des cellules B mémoire pour ce type d'antigène déjà rencontré (mémorisé) dans le système. Cette réponse est plus rapide que celle innée . Une réponse immunitaire engendre une augmentation de la température du corps, ce qui explique que les cellules B développées sont en train de lutter contre les antigènes introduits dans l'organe humain. La réponse immunitaire primaire est plus lente mais elle garde les informations du passage des antigènes dans le système. Il paraît intéressant de s'inspirer de ce phénomène de mémorisation pour une reconnaissance artificielle des formes.[4]

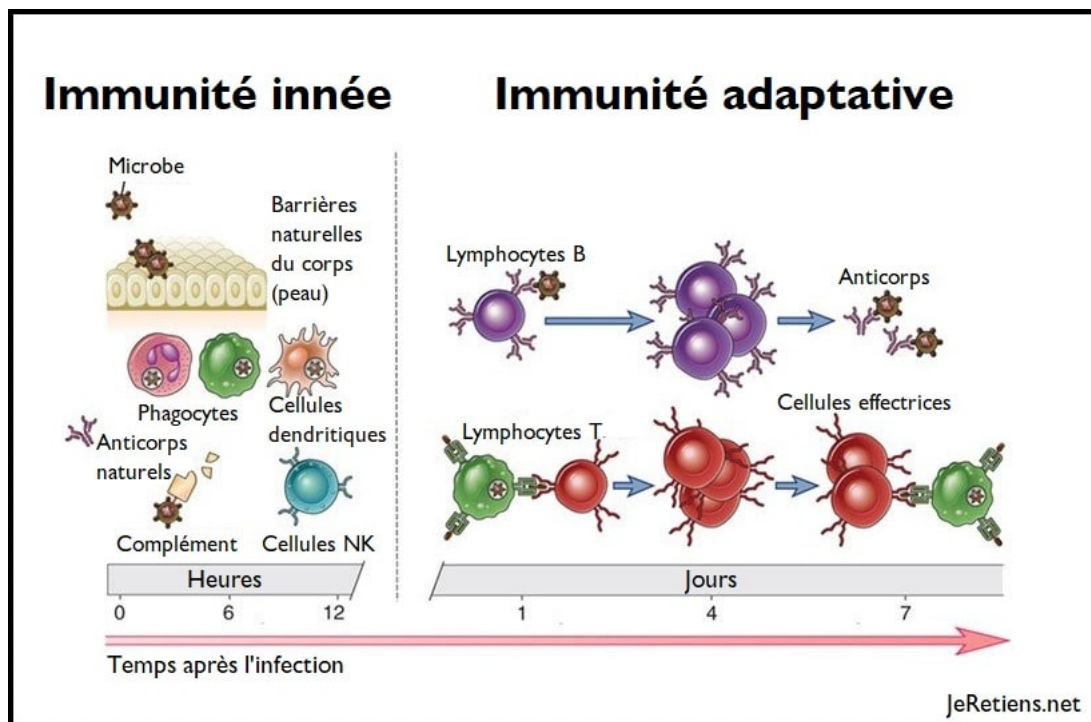


FIGURE 1.12 – Présentation la fonction de l'immunité acquise et innée [3]

Le système immunitaire est composé de plusieurs éléments que l'on peut classer en trois grandes catégories : les organes, les cellules et les molécules :

1. **Les organes du système immunitaire :** Le système immunitaire est constitué par de nombreux organes et tissus répartis dans le corps. Ces organes sont divisés en deux grandes parties :

-**Les organes lymphoïdes primaires :** qui sont la moelle osseuse et le thymus dont la fonction est le développement et la maturation des cellules.

-**Les organes lymphoïdes secondaires (ou périphériques) :** essentiellement les ganglions et la rate qui sont le lieu de l'interaction entre l'antigène (Ag) et le lymphocyte[4].

2. **Les cellules du système immunitaire :** De nombreuses cellules sont impliquées dans la réponse immunitaire. Les plus importants sont les lymphocytes (lymphocytes B, T, cel-

lules tueuses naturelles NK), les macrophages, les monocytes, les cellules dendritiques et les granulocytes. Seuls les lymphocytes T et B ont les caractéristiques de la réponse immunitaire adaptative (acquise, spécifique). D'autres cellules jouent un rôle de soutien (réponse immunitaire innée) : activent les lymphocytes, augmentent l'élimination des antigènes et sécrètent des effecteurs du système immunitaire.[4]

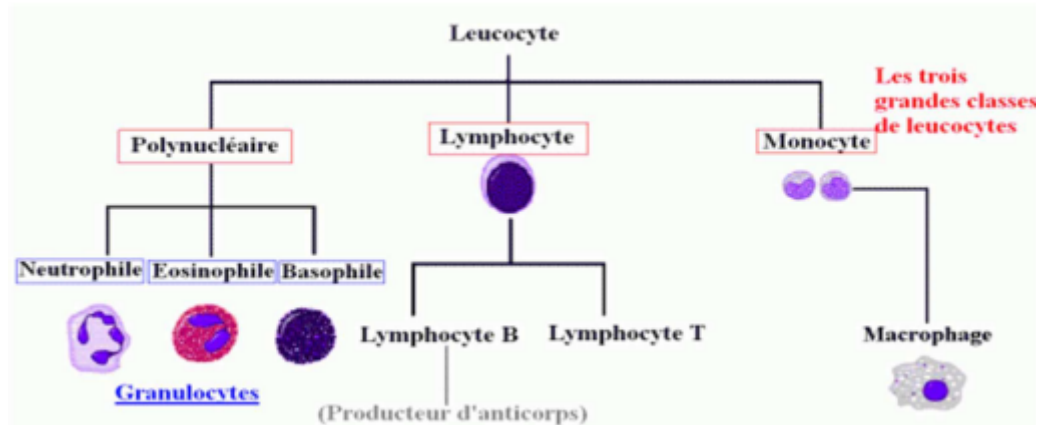


FIGURE 1.13 – Schéma des cellules immunitaires [4]

3. **Les molécules du système immunitaire** : Les cellules de l'immunité exercent leurs fonctions par l'intermédiaire de molécules qu'elles produisent : certaines de ces molécules sont des protéines membranaires et servent "d'agents de liaison" intercellulaires, d'autres agissent dans l'environnement immédiat sur le site même de la réaction immunitaire et d'autres enfin, diffusent à distance et sont des messagers de l'immunité[4].

Le mécanisme de défense du système immunitaire naturel

1. Lorsqu'un intrus envahit le corps humain, les cellules présentatrices de l'antigène APC Forment une deuxième ligne de défense comme les macrophages, il continue d'ingérer et digérer l'antigène rencontré pour le présenter comme des fragments peptidiques antigéniques.
2. Ces peptides vont interagir avec la molécule du CMH (le principal complexe histocompatibilité). Les macrophages présentent les parties générées à leur surface Leur permet de se lier aux cellules T avec une fonction de reconnaissance Combinaison peptide-CMH.
3. Les cellules T activées par cette identification produisent et sécrètent des signaux chimiques (lymphokines) tout en alertant les autres cellules blanches pour les mobiliser.
4. Les cellules B répondent à ces signaux. À la différence des récepteurs de cellules T, ceux de cellules B peuvent reconnaître les parties d'antigènes libres sans les molécules MHC.
5. Une fois stimulées par les cellules T, les cellules B produisent et se différencient et sécrètent des récepteurs spécifiques appelés anticorps.
6. Les anticorps produisant se raccordent aux antigènes pour faciliter leurs destructions et leurs suppressions, et cela par différents mécanismes.
7. Un nombre de cellules B et T se transforment en cellules mémoires qui ont une durée de vie illimitée, pour une éventuelle attaque de la même intrusion [4].

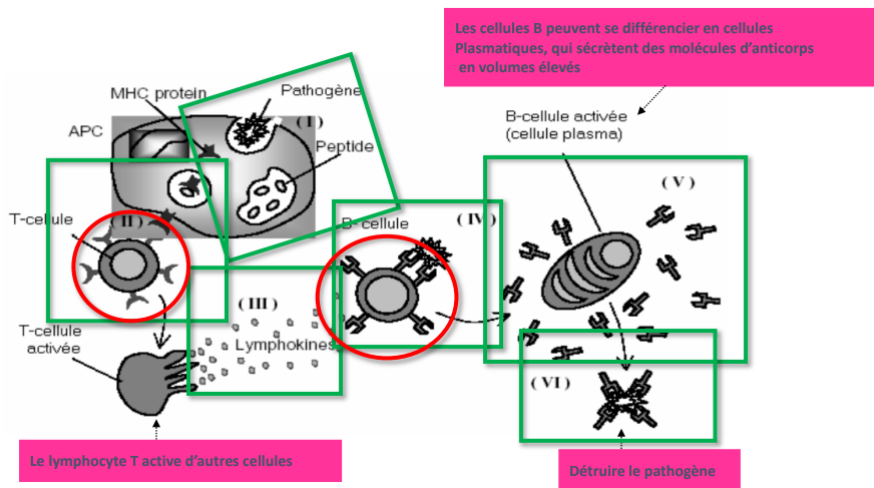


FIGURE 1.14 – Mécanisme de défense du système immunitaire [5]

4.3 Le système immunitaire artificiel

AIS (Artificial Immune Systems) crée un secteur de recherche relativement nouveau par rapport à d'autres modèles informatiques s'inspirant de la biologie pour trouver des solutions. L'AIS est un système adaptatif qui s'appuie sur des théories immunologiques et des fonctions, principes et modèles immunitaires pour résoudre des problèmes. [6].

Dans ce sens, al [6] proposent un cadre (framework) pour l'ingénierie d'un système immunitaire artificiel. Ce cadre repose sur les éléments suivants :

- une représentation pour les composants du système. Cette représentation utiliser pour créer des modèles des organes, cellules et molécules immunitaires.
- Un ensemble de mécanismes pour évaluer l'interaction des composants avec leur environnement et entre eux. L'environnement est généralement simulé par un ensemble de stimuli d'entrée. L'interaction est quantifiée par une ou plusieurs fonctions, appelées fonction d'affinité.
- des procédures d'adaptation qui gouvernent la dynamique du système, c'est-à-dire comment son comportement varie dans le temps.

Par conséquent, la base de tout système est le domaine d'application. La recherche et la modélisation dans ce domaine guident le choix de la représentation des composants du système.

Une fois le choix de la représentation appropriée déterminé, une ou plusieurs mesures d'affinité sont utilisées pour quantifier l'interaction des éléments du système.

Il existe de nombreuses mesures d'affinité, et elles dépendent en partie de la représentation utilisée. Enfin, la sélection de l'algorithme ou du processus qui contrôle le comportement ou la dynamique du système complète le processus de conception du système immunitaire artificiel. Le choix de l'algorithme immunitaire reflète la décision du concepteur d'adopter tel ou tel mécanisme impliquant l'immunité naturelle pour le transformer en un outil pour résoudre un problème donné. Il existe plusieurs algorithmes immunitaires différents adaptés à divers domaines, mais ils reflètent tous un mécanisme naturel. Ci-dessous, nous donnons la version standard de ces algorithmes, en particulier l'algorithme de sélection négative (« Négative Selection Algorithme »), l'algorithme de sélection clonage (« Clonal Selection Algorithme ») et l'algorithme du réseau immunitaire (« Immune Network Algorithme »).

Algorithme de sélection négative

Cet algorithme est une traduction de la capacité du système immunitaire naturel à faire la distinction entre « soi » et « non-soi » (« discrimination soi/non-soi »). Il est utilisé pour détecter des changements ou des mutations dans l'ensemble initialement défini. En supposant que tous les éléments du « Soi » soient connus, l'algorithme standard de sélection négative a pour fonction de générer un groupe de cellules immunitaires, appelées « détecteurs », qui peuvent identifier n'importe quelles autres cellules sauf celles appartenant à l'ensemble du « Soi ». Résumé de cet algorithme dans la figure 1.15 .[6]

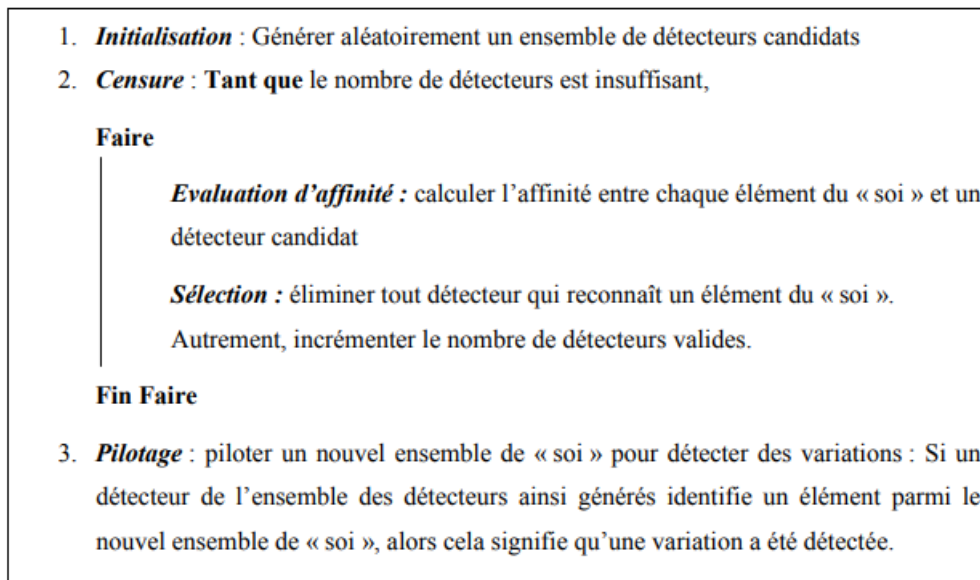


FIGURE 1.15 – Algorithme de la selection négative[6]

Algorithme de sélection Clonage

Cet algorithme est une traduction de la capacité du système immunitaire naturel à générer une réponse immunitaire capable d'éliminer les agents pathogènes.. Compte tenu de la représentation de l'antigène et la représentation des cellules immunitaires, l'algorithme est utilisé pour optimiser l'affinité des cellules immunitaires à l'antigène.

L'algorithme standard de sélection de clones génère et réplique un ensemble de cellules immunitaires, appelées anticorps (ou lymphocytes), qui peuvent reconnaître tous les éléments antigéniques. Les cellules qui reconnaissent l'antigène se reproduisent de manière asexuée (clones) et sont proportionnelles à leur affinité pour l'antigène. Lors de l'étape de clonage, les cellules immunitaires mutent afin d'augmenter leur affinité pour l'antigène (processus de maturation d'affinité). Le taux de mutation est inversement proportionnel à l'affinité des cellules immunitaires à reconnaître les antigènes. Résumé de cet algorithme dans la figure1.16 [6].

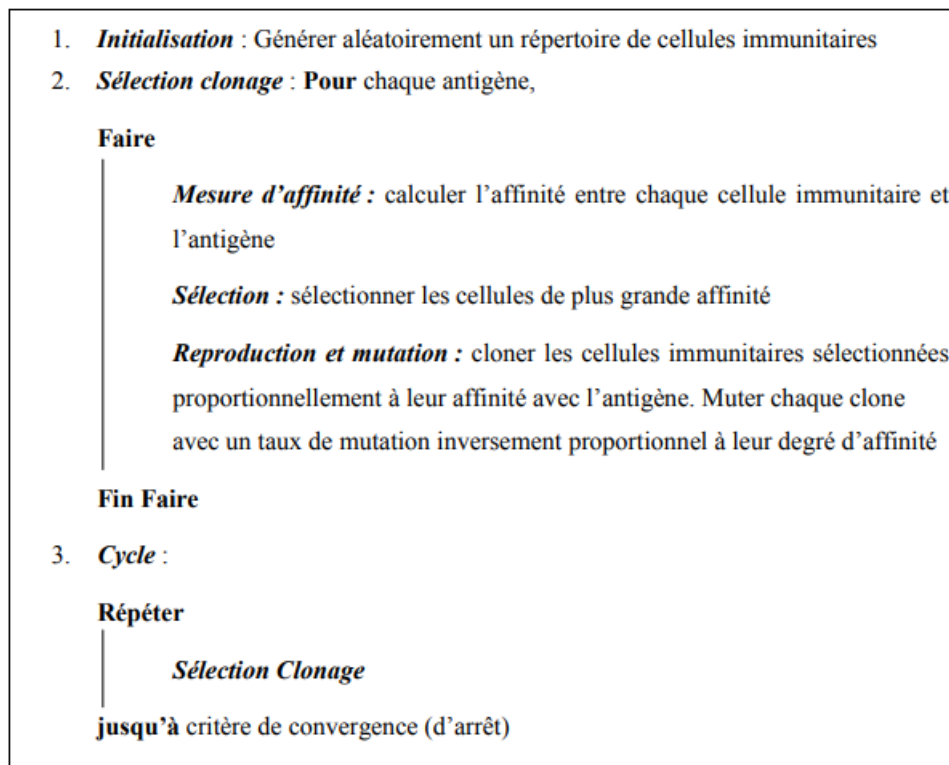


FIGURE 1.16 – Algorithme de sélection Clonage (clonalG) [6]

les étapes nécessaires pour le déroulement d'un algorithme de la sélection clonale et illustré dans la figure 1.17 suivant :

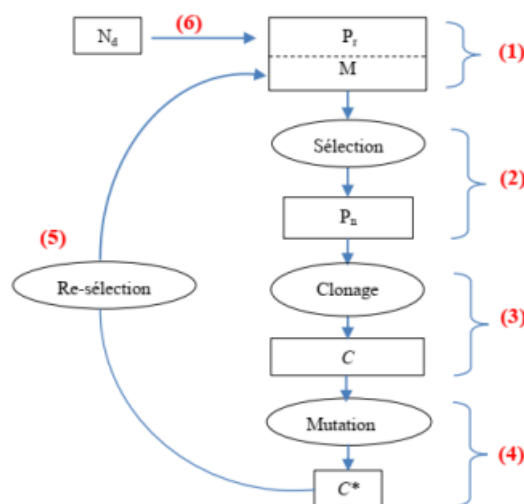


FIGURE 1.17 – Algorithme de sélection clonal [5]

L'algorithme de sélection clonale peut être énuméré comme suit :

1. Générer un ensemble d'anticorps (généralement créés de manière aléatoire) qui sont les solutions candidates actuelles d'un problème.
2. Calculer les valeurs d'affinité de chaque solution candidate.
3. Triez les anticorps en partant de la plus faible affinité. La plus faible affinité signifie qu'une meilleure correspondance entre l'anticorps et l'antigène.

4. Cloner les anticorps les mieux adaptés avec un certain ratio prédéfini.
5. Muter les anticorps avec un rapport prédéfini. Cette Le ratio est obtenu de manière à ce que les clones mieux correspondants mutent moins et les clones faiblement correspondants mutent beaucoup plus, afin d'atteindre la solution optimale.
6. Calculer les nouvelles valeurs d'affinité de chaque anticorps.
7. Répétez les étapes 3 à 6 tant que le critère d'erreur minimum n'est pas rempli.

Algorithme de réseau immunitaire

Selon la théorie du réseau immunitaire, les cellules immunitaires ont des parties de leurs molécules réceptrices qui peuvent être reconnues par d'autres cellules immunitaires d'une manière similaire à la reconnaissance d'un antigène envahissant. Il en résulte un réseau de communication (reconnaissance) entre les cellules. Lorsqu'une cellule immunitaire reconnaît un antigène ou une autre cellule immunitaire, elle est stimulée. À l'inverse, lorsqu'une cellule immunitaire est reconnue par une autre cellule immunitaire, elle est supprimée. La somme de la stimulation et de la Suppression reçue par les cellules du réseau, plus la stimulation par la reconnaissance d'un antigène correspond au le niveau de stimulation S d'une cellule, décrit par l'équation suivante :

Soient : N_{st} : taux de stimulation par réseau. N_{sup} : taux de suppression par réseau. A_{st} : taux de stimulation par l'antigène.

$$S = N_{st} - N_{sup} + A_{st} \quad (1.4)$$

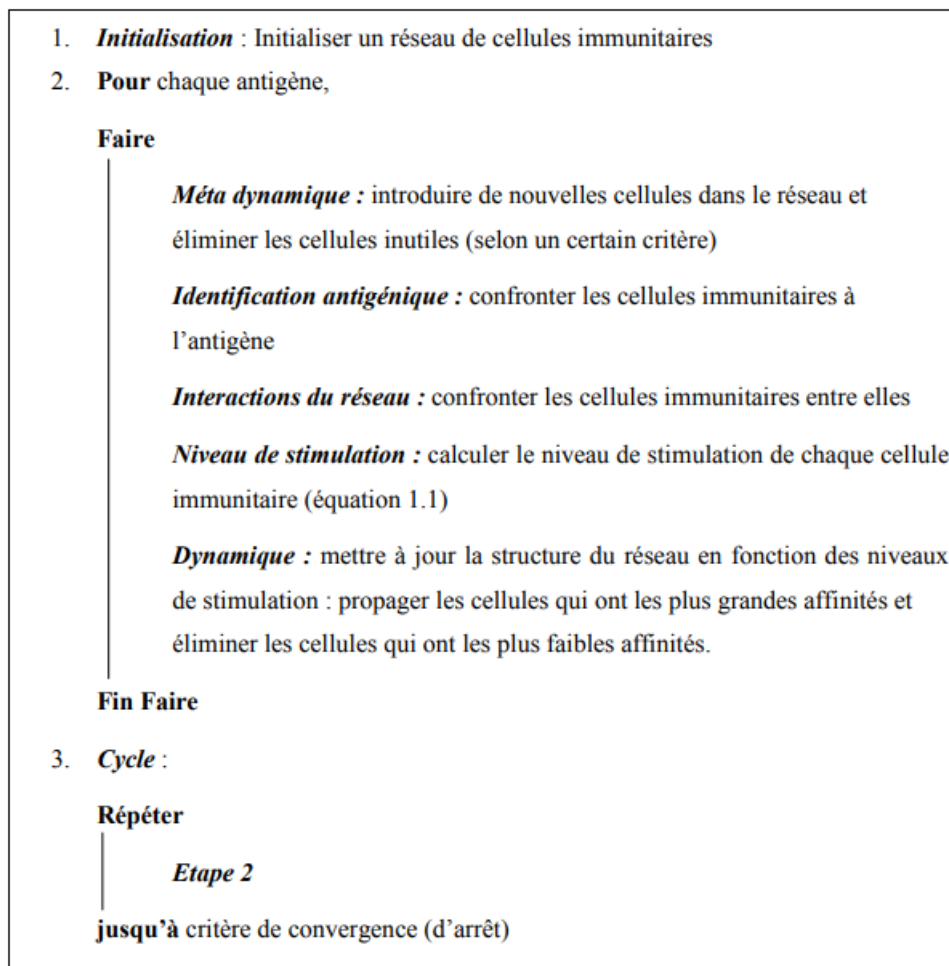


FIGURE 1.18 – Algorithme de réseau immunitaire [6]

5 Travaux connexes développés pour la reconnaissance d'expressions faciales en utilisant les filtres de Gabor

Ramachandran Vedantham et al. [11] ont proposé un système de reconnaissance des expressions faciales en temps réel dans une vidéo en utilisant le classificateur k NN. La méthode proposée comporte cinq étapes, La première étape est d'acquérir de la vidéo en temps réel à partir d'une webcam en utilisant les Progiciels d'acquisition d'images existants de MATLAB. Ensuite ils détectent le visage à partir du vidéo en utilisant la méthode Viola Jones. La troisième étape consiste à trouver les caractéristiques importantes dans un visage en utilisant le filtre du Gabor. Enfin, ils ont utilisé la k NN pour la prédiction de l'émotion du visage. La méthode a été testée sur la base de données Cohn Kanade (CK), avec un taux de reconnaissance de 96,67% .

Jun Zhou et al. [12] ont présenté une méthode de reconnaissance des expressions faciales basée sur la transformation en ondelettes de Gabor comme caractéristiques. Ils ont utilisé la méthode factorisation d'une matrice non négative pour réduire la dimension des caractéristiques de l'expression. A la fin, un classifieur à deux couches (TLC) est conçu pour la reconnaissance des expressions. Les expériences sont effectuées sur la bdd JAFFE. Ils ont trouvé que le taux de reconnaissance de cette méthode est de 98,1%.

Archana Kumari Sharma et Al ont présenté dans le papier [13] une analyse comparative des différentes techniques d'extraction de caractéristiques dans les systèmes de reconnaissance des expressions faciale (FER). Ils ont groupé les caractéristiques comme des caractéristiques

basées sur l'apparence (caractéristiques non géométriques / non structurelles) et les caractéristiques géométriques / structurelles représentent le contour et la position de la partie du visage comme le front, les yeux, le nez, les lèvres et le menton. Autres chercheurs ont travaillé sur la combinaison de la caractéristique géométrique et de la caractéristique basée sur l'apparence pour la reconnaissance efficace de l'expression faciale. Une autre classification de caractéristiques basée sur le domaine spatial et le domaine fréquentiel. Les approches dans le domaine spatial sont LBP (modèle binaire local), PCA (analyse en composantes principales) et filtre de Gabor. L'approche dépendante du domaine fréquentiel comprend les techniques d'extraction de caractéristiques basées sur la technologie DWT (Discrete Wavelet Transform), DCT (Discrete Cosine Transform) et Fourier Transform.

Hung-Hsu Tsai et Yi-Cheng Chang [22] ont présenté une nouvelle technique de reconnaissance d'expression faciale (FER) basée sur plusieurs contributions comme : La combinaison des caractéristiques de Haar avec le filtre de selfquotient image (SQI) pour la détection de visage. Ensuite, les caractéristiques angular radial transform (ART), discrète cosine transform (DCT) et le filtre de Gabor (GF) sont simultanément utilisés pour former un SVM qui joue le rôle d'un classifieurs multi-classes. La méthode a été testé sur trois base de données différents Cohn-Kanade face image (CKFI), FG-NET et la base (JAFFE).

Kunika Verma et Ajay Khunteta ont mentionné une méthode de reconnaissance d'expressions faciales à l'aide du filtre de Gabor et un réseau de neurones artificiel multicouche. Dans un premier temps l'utilisation de l'algorithme de viola Jones pour la détection visage, après la détection le filtre de Gabor est utilisé pour l'extraction des traits du visage et les caractéristiques faciales significatives (utilisation d'une banque de filtres de Gabor 5x8). Enfin la classification de l'expression faciale se fait via un algorithme de rétro propagation multicouche à action anticipée (NN). La technique proposée par ces auteurs se fait à l'aide de la base de données JAFFE atteinte un taux de reconnaissance 85,7% [19].

MAHESH M. GOYANI, a essayé d'accroître la précision et la robustesse globales du système de reconnaissance d'expressions faciales. D'abord la première étape consiste à détecter le visage par la méthode de Haar Cascade. Puis l'extraction de deux types de caractéristiques en utilisant le filtre de Gabor pour les détails structurels et le Modèle directionnel local (LDP) pour les détails texturaux qui se sont fusionnées à l'aide de l'analyse de corrélation canonique (CCA). Enfin, l'utilisation de l'analyse en composantes principales (ACP) et de l'analyse discriminante linéaire (LDA) pour obtenir un vecteur de caractéristique optimal. La technique est testée sur un ensemble de données de référence comme CK, JAFFE, TFEID et CASIA-VIZ et sur deux ensembles de données d'expression spontanée appelés SFEW (standard) et WESFED (interne), dans des conditions différentes. Les résultats sont comme suit : dans la base de données CK la précision égale à 99.1% et dans la base de données JAFFE la précision égale à 100% par contre avec la base de CASIA-VIZ la précision égale à 92% et à la base SFEW la précision égale à 72.1%. [23].

Le tableau 1.2 résume ces travaux connexes abordés.

TABLE 1.1 – Quelques techniques développées pour la reconnaissance des expressions faciales à l'aide du filtre de Gabor.

Réf	Detection de visage	Caract.	BDD images/vidéos	Algo-rithme pour optimisation	Algorithme pour classification	Résultats	Limites de l'approches	Paramètre de Gabor
[11]	Haar	Gabor	Cohn Kanade		KNN	96,67%		expérimentés
[12]	Ondelette de Gabor	JAFFE	G-NMF		TLC	98,1%	Des limites pour suivre et identifier les dynamiques Expressions	expérimentés
[13]	Haar	Non géométriques /non structurales ; géométriques/- structurales ; Combinaison des deux méthodes		LBP ; PCA	DWT, DCT, Fourier Transform.		Comparaison entre plusieurs approches et chacune a ses propres limites	expérimentés

TABLE 1.2 – Quelques techniques développées pour la reconnaissance des expressions faciales à l'aide du filtre de Gabor (suite).

Réf	Detection de visage	Caract.	BDD images/vidéos	Algo-rithme pour optimisation	Algorithme pour classification	Résultats	Limites de l'approches	Paramètre de Gabor
[22]	Haar, SQI	Gabor, DCT, ART	CKFI, FGNET, JAFFE		SVM	98.59%		expérimentés
[19]	Violajones	Réseau de neurone, Gabor	JAFFE		ANN	85.7%	Pas robuste avec tels changements comme l'âge et les cultures (par exemple les Européens et les Asiatiques)	expérimentés
[23]	Haar	Gabor, LDP, CCA	CK, JAFFE, TFEID, CASIA-VIZ, SFEW	ACP, LDA		99.1%, 100%, 92%, 72.1%		expérimentés
[24]	Violajones	Gabor	CK+, JAFFE	PCA	SVM	95.11% and 92.19%		expérimentés
[8]	Violajones	Gabor	CK, CK+, JAFFE	Algorithme génétique et PCA	SVM	98%		expérimentés
[10]	Violajones	Gabor	CK, JAFFE	Algorithme génétique	SVM	100%, 80%, 83%		automatique

Synthèse

À partir de ces travaux connexes abordés sur la reconnaissance des expressions faciales avec les filtres de Gabor, nous remarquons les points suivants :

1. La majorité ou presque la totalité des travaux ne sélectionnent pas d'une manière automatique les paramètres des filtres de Gabor.
2. Il existe des travaux qui combinent plusieurs extracteurs de caractéristiques avec Gabor.
3. Les bases d'images les plus fréquemment utilisées sont : JAFFE et CK+.
4. La majorité utilisent la classifieur SVM avec les vecteurs de caractéristiques extraits avec les filtres de Gabor.

6 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons abordé les concepts de base en relation avec l'émotion, les expressions faciales et sa reconnaissance, les filtres de Gabor et principalement les systèmes immunitaires artificiels. Enfin, nous avons établi un état de l'art sur la reconnaissance des expressions faciales avec les filtres de Gabor ; où nous avons remarqué que la majorité des travaux connexes sélectionnent d'une manière expérimentée les valeurs des paramètres de ces filtres. Il existe un travail qui utilise les algorithmes génétiques dans ce contexte. Or, ces dernières comportent les inconvénients suivants :

1. Les algorithmes génétiques sont coûteux en calcul, c'est-à-dire ils prennent du temps. Dans notre problème, la taille de population doit être grande et donc le temps de convergence sera très grand.
2. La complexité élevée pour le calcul de la fonction fitness de chaque chromosome (pour chaque chromosome : extraction des caractéristiques des BDD + cross-validation).
3. L'algorithme génétique dépend de la population initiale générée aléatoirement.
4. L'algorithme génétique peut converger vers des optima locaux.

Pour cela, nous avons utilisé une autre méthode métaheuristique pour l'optimisation des paramètres de Gabor dans le contexte de la détection des expressions faciales du visage. Pour cela, nous avons choisi d'utiliser la méthode des systèmes immunitaires artificiels (AIS). Dans le chapitre suivant nous proposons une nouvelle approche pour la sélection automatique des paramètres des filtres de Gabor avec l'AIS, et nous validons l'approche avec des bases de données publiques (JAFFE, CK, CK+, MUG, RAFD . . .).

Chapitre 2

Conception du système proposé

1 Introduction

Dans ce chapitre, nous proposons une nouvelle approche de reconnaissance des expressions FER faciales basée sur les filtres de Gabor. Nous utilisons l’AIS pour l’optimisation automatique des paramètres de Gabor. Pour cela, nous décrivons les étapes du notre système de reconnaissance des expressions faciales. Nous soulignons principalement sur le processus AIS proposé pour l’optimisation des paramètres de Gabor.

2 Système de reconnaissance des expressions faciales

Notre système de reconnaissance des expressions faciales FER est composé de cinq étapes principales (voir la section 2.4) :

1. La détection du visage.
2. L’alignement du visage.
3. Les prétraitements.
4. L’extraction des caractéristiques.
5. La classification.

Premièrement, nous détectons les visages. Ensuite, nous alignons le visage et nous appliquons des prétraitements sur lui. Puis, nous extrayons les caractéristiques de Gabor à partir des régions d’intérêt ROI, en utilisant les filtres optimisés par notre AIS proposé. Enfin, l’émotion est prédite avec le classifieur SVM. La figure 2.1 résume le système proposée pour la reconnaissance des émotions.

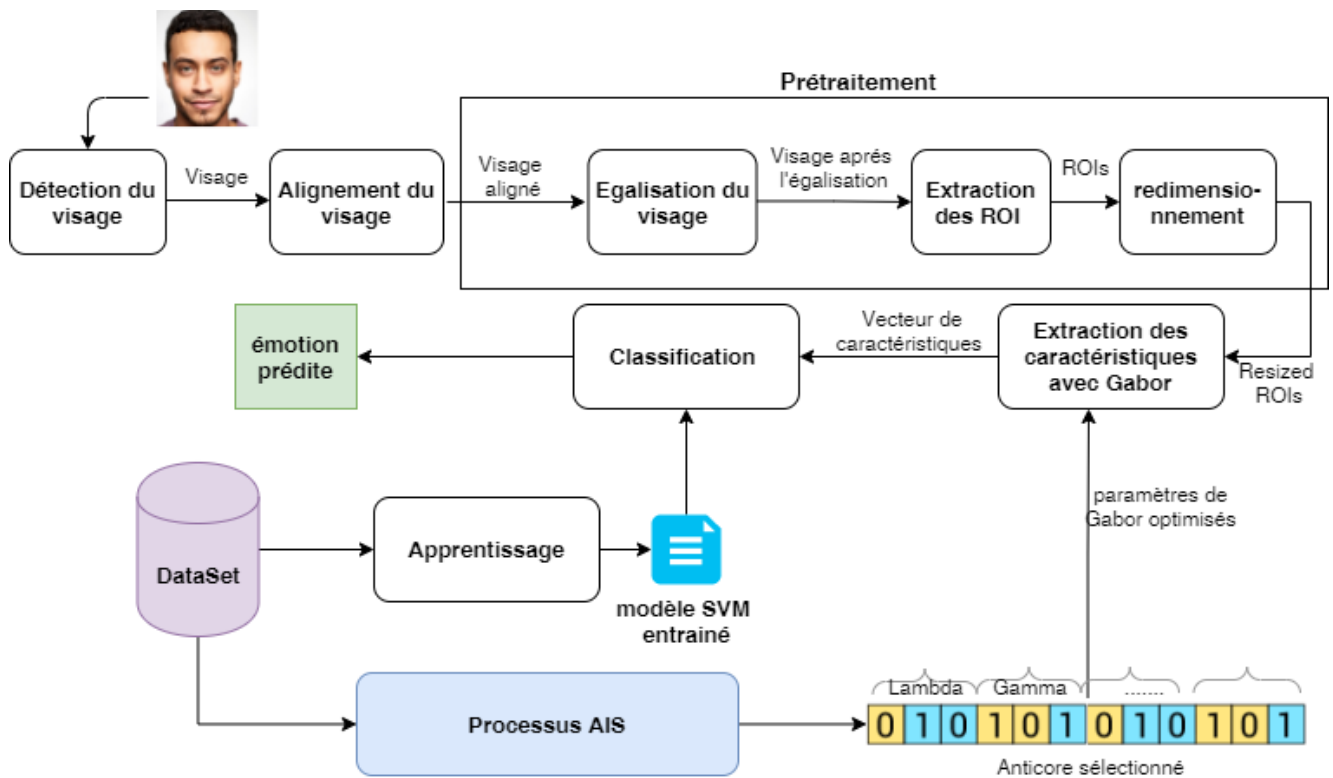


FIGURE 2.1 – Méthode proposée pour la reconnaissance des expressions faciales

2.1 Détection et alignement du visage

Nous détectons les visages à partir de l'algorithme de Viola-jones [16]. Il permet de faire détection de visages humains. L'algorithme de Viola-Jones est robuste, puissant et plus rapide bien qu'il soit obsolète. Ensuite, on fait l'alignement de visages qui consiste à centrer les visages sur l'image et pivoter les yeux sur une ligne horizontale (c'est-à-dire que le visage est tourné de telle sorte que les yeux se trouvent le long des mêmes coordonnées y) [10].

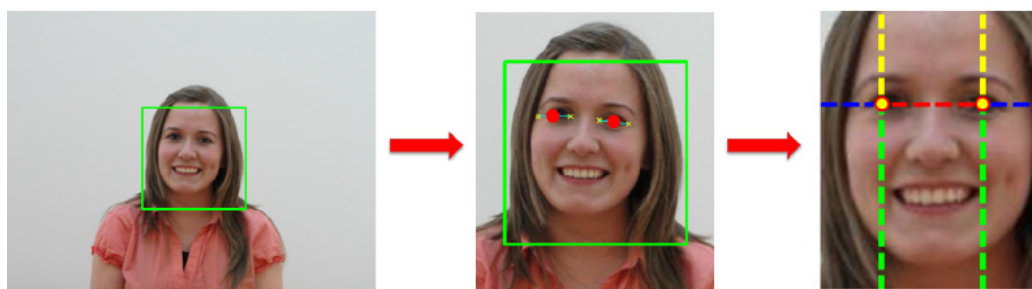


FIGURE 2.2 – Détection et alignement du visage [7]

2.2 Extraction des ROIs et redimensionnement

Afin d'utiliser que les caractéristiques qui ont une influence sur le processus de reconnaissance de l'émotion, nous extrayons trois régions d'intérêts ROIs qui sont :

1. Oeil droit avec son sourcil.
2. Oeil gauche avec son sourcil.

3. La bouche.

Pour cela, nous utilisons le modèle de l'extraction de ces trois régions de Boughida et al. [8]. Ensuite nous redimensionnons ces trois ROIs en dimension moyenne de chaque type de région. Cette dernière est la dimension moyenne de tous les régions extraites de la base de données. Par exemple [8], la dimension moyenne de chaque région pour la base de données JAFFE : 1) Région 1 : 55px 60px. 2) Région 2 : 55 px 60 px. 3) Région 3 : 47 px 23 px.

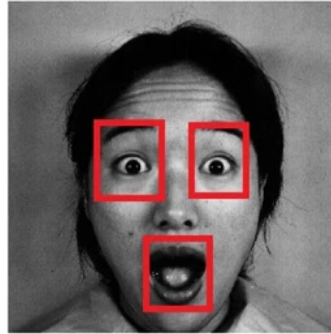


FIGURE 2.3 – Exemple des ROIs détectés à partir d'un visage

2.3 L'extraction des caractéristiques

Pour extraire les caractéristiques à partir des ROIs, on utilise une banque de filtres de Gabor (voir section 3.18) avec un nombre certain d'orientations et de fréquences. Par exemple, avec un nombre d'orientations égal à cinq et de fréquences égales à deux, nous obtenons les valeurs des paramètres suivant :

1. Taille du filtre : $3px * 3px$.
2. Longueurs d'onde (lambda) : $\Lambda = \{0.75, 0.5\}$.
3. Orientations $\Theta = \{\frac{\pi}{5}, \frac{2\pi}{5}, \frac{3\pi}{5}, \frac{4\pi}{5}, \pi\}$.
4. Écart type $\sigma = 2$.
5. Rapport de forme $\gamma = 1$.
6. Phase offset $\psi = \frac{\pi}{2}$.

La figure 2.4 montre l'application de l'un de ces filtres Gabor sur un visage JAFFE.

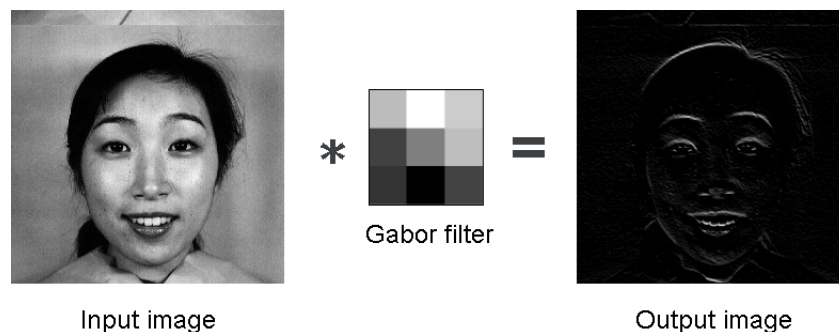


FIGURE 2.4 – Exemple des ROIs détectés à partir d'un visage [8]

Dans la section 3, nous expliquons notre processus AIS pour l'optimisation de ces paramètres de Gabor afin d'augmenter la reconnaissance des expressions faciales.

Après l'application de filtres de Gabor, nous utilisons une méthode *Average Absolute Deviation* AAD [25] pour la formation le vecteur des caractéristiques a partir les ROIs filtrées avec Gabor. On note que la formule qui permet de calculer AAD à partir d'une image est la suivante :

$$\sum_{i=1}^n \frac{|x_1 - m| + |x_2 - m| + \dots + |x_n - m|}{n} \quad (2.1)$$

Avec x_1, x_1, \dots, x_n les valeurs des pixels, m la moyenne des valeurs des pixels (en *grayscale*), et n le nombre des pixels de l'image.

Pour l'exemple au-dessus et puisque on a cinq orientations et deux fréquences, nous obtenons quarante images pour chque ROIs et donc 120 au images au total (40 images x 3 ROIs). Pour chacun de ces 120 images, on applique le ADD on obtient une valeur et on fait la même méthode pour le reste des images donc on aura un vecteur de caractéristiques de 120 valeurs à la fin. La figure 2.5 illustre le processus de l'extraction des caractéristiques utilisées avec Gabor.

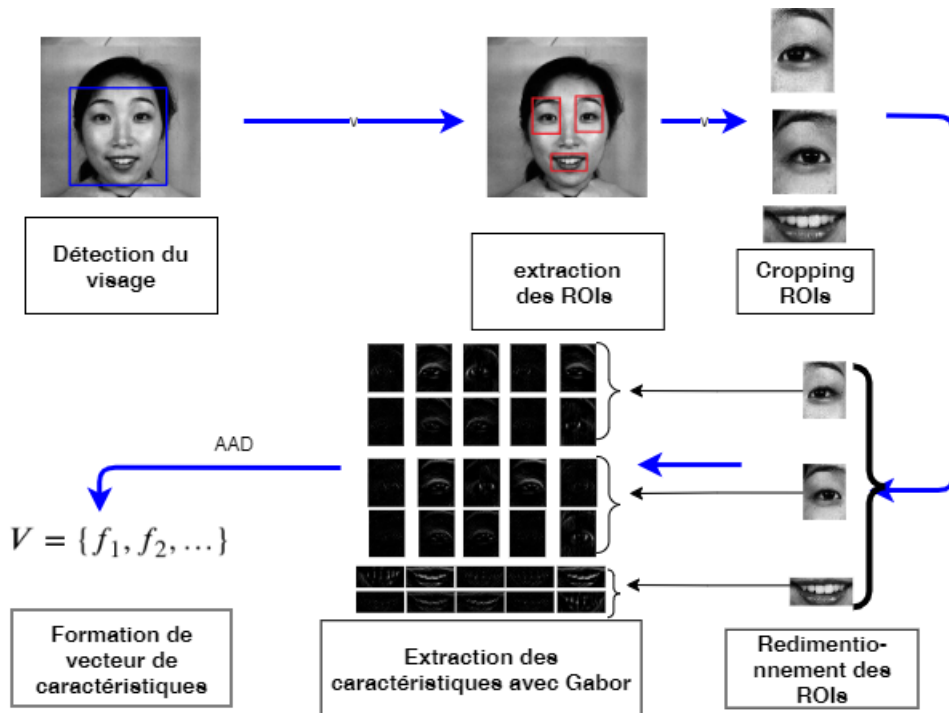


FIGURE 2.5 – Mécanisme de transformation d'un visage a un vecteur de caractéristique [8]

2.4 Classification et apprentissage

Pour prédire l'émotion du visage à partir du vecteur de 120 caractéristiques), nous entraînons un classifieur SVM (*support vector machine*). [26]. Ce dernier est performant avec les données de grande dimensions. Les SVM sont bien connus pour leur efficacité dans les espaces de grande dimension, où le nombre de caractéristiques est supérieur au nombre d'observations. [27].

Sélection et Validation des paramètres optimale de SVM

SVM a également quelques hyperparamètres (C, gamma et le type de noyau) et trouver l'hyperparamètre optimal est une tâche très difficile à résoudre. Dans notre projet, nous travaillons avec GridSearch [28]. Il nous permet de trouver les valeurs de ces hyperparamètres en essayant simplement toutes les combinaisons et en voyant quels paramètres fonctionnent

le mieux. L'idée principale derrière cela est de créer une grille d'hyperparamètres et d'essayer simplement toutes leurs combinaisons. Le meilleur triple de paramètres (C, Gamma, Kernel) on sera utilisé notre modèle. Les valeurs possibles de C et que nous les avons utilisées dans le processus de GridSearch sont

- $kernel = \{linéaire, RBF\}$;
- $C = \{0.01, 0.1, 1, 10, 100, 10^3, 10^4, 10^5\}$;
- $gamma = \{10^{-7}, 10^{-6}, 10^{-5}, 10^{-4}, 10^{-3}, 10^{-2}, 10^{-1}, 1\}$.

Pour la validation du meilleur triple, nous appliquons *10-fold-cross-validation* sur la base d'apprentissage. Pour cela, nous la découpons sur 10 folds. Chaque fois, on change le fold du test et on utilise le reste du fold (9 folds) pour l'apprentissage. On obtient 10 taux de reconnaissance, et on calcule le taux moyen à la fin.

3 AIS proposé pour l'optimisation des paramètres des filtres de Gabor

Nous proposons dans cette section notre algorithme immunitaire artificiel AIS (voir section 4.3) pour optimiser les paramètres de Gabor, nommée AIS-Gabor. Elle est basée sur l'algorithme de sélection clonale. L'objectif de l'optimisation est d'améliorer la performance de l'extraction des caractéristiques, par trouver les meilleures valeurs des paramètres des filtres de Gabor qui extraient les bons caractéristiques émotionnels (celles qui maximisent le taux de reconnaissance du modèle). Cette méthode prend en considération une seule valeur de fitness pour l'optimisation : le taux de reconnaissance (Accuracy) de SVM. Dans le modèle proposé, les paramètres de Gabor sont optimisés dynamiquement en mettant en œuvre un algorithme de sélection clonale, puis les filtres de Gabor effectuent les tâches de l'extraction des caractéristiques en utilisant ces valeurs optimales. Le processus du modèle AIS-Gabor est illustré à la figure 2.6. Les étapes de AIS-Gabor sont détaillées ci-dessous.

Etape 1

Chaque anticorps est codé sous la forme d'une chaîne binaire. Chaque anticorps est constitué des 5 paramètres Gabor suivants :

1. Taille du filtre $ksize$.
2. Longueurs d'onde λ_0 : C'est la première valeur de l'ensemble des lambdas $\Lambda = \{\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{n-1}\}$. A partir de λ_0 , nous trouvons les autres lambdas avec $\lambda_i = (i + 1) * \lambda_0$, pour chaque $\lambda_i \in \Lambda$.
3. Écart type σ .
4. Rapport de forme γ .
5. Phase offset ψ .

La taille de l'anticorps sera 15 digits (3 digits pour chacun des cinq paramètres). Donc chaque paramètre permet de coder $2^3 = 8$ valeurs possibles. Ces derniers sont :

1. $ksize = \{3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17\}$
2. $\lambda_0 = \{0.75, 1.5, 2.25, 3, 3.75, 4.5, 5.25, 6\}$
3. $\sigma = \{0.75, 1.5, 2.25, 3, 3.75, 4.5, 5.25, 6\}$
4. $\gamma = \{0.75, 1.5, 2.25, 3, 3.75, 4.5, 5.25, 6\}$
5. $\psi = \{0, \frac{\pi}{6}, \frac{\pi}{3}, \frac{\pi}{2}, \frac{2\pi}{3}, \frac{5\pi}{6}\}$

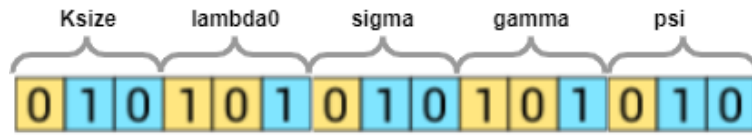


FIGURE 2.7 – Le chromosome en cinq parties : $ksize$, λ_0 , σ , γ , et ψ

Etape 2

La population initiale de chaque anticorps est produite au hasard. La taille de la population choisie est x10 la taille de l'anticorps, c'est-à-dire 150 ($10 \times 15 = 150$).

Etape 3 et 4

Une fois la population d'anticorps initiaux produite, l'extraction des caractéristiques est établie pour chaque anticorps. les cinq paramètres Gabor de l'anticorps actuel de la population seront utilisés pour former le banque de filtre de Gabor qui sera utilisé pour l'extraction des caractéristiques.

Etape 5

Dans cette étape, on utilise l'ensemble des vecteurs de caractéristiques de l'apprentissage (base d'apprentissage) pour entraîner le SVM propre de cet anticorps.

Etape 6

La valeur de l'affinité entre l'anticorps et l'antigène est obtenue. Le but est d'obtenir les meilleures valeurs des paramètres qui correspondent le mieux à la fonction objective. L'affinité dans notre système égale au taux de reconnaissance (*Accuracy*) du classifieur SVM entraîné dans l'étape précédente. Si l'affinité entre un anticorps et l'antigène est élevée, cet anticorps est sélectionné pour la prochaine itération et il est possible que cet anticorps soit la solution optimale.

Etape 7

L'algorithme est itéré jusqu'à un certain nombre de générations. Si le taux de reconnaissance trouvé est supérieur à 95%, l'algorithme est arrêté et la solution optimale est trouvée. Donc, les paramètres de Gabor trouvée seront utilisé pour former les filtres de Gabor optimale pour extraire les caractéristiques émotionnelles.

Etape 8

On continue à évaluer la performance du modèle pour tous les individus de la population.

Etape 9

n éléments de population ayant la plus haute affinité sont sélectionnés et des clones de ces individus proportionnellement à leurs affinités avec l'antigène sont générés. L'affinité plus élevée est obtenue avec des clones plus élevés. Nous fixons la valeur n par 20, donc les 20 meilleurs éléments de la population seront clonés.

Etape 10

Le taux de mutation d'un individu est inversement proportionnel à son affinité. Dans cette étude, l'inverse d'une fonction exponentielle est utilisé pour établir une relation entre le taux de mutation et l'affinité normalisée. Cette approche [9] est donnée dans la Figure 2.8 et dans l'Equation 2.2.

$$m(a^*) = -exp(sa^*) \quad (2.2)$$

Sur la figure 2.8, l'effet de la valeur s qui est un paramètre important pour *affinity proportional mutation*, et affecte les performances de la sélection clonale. Lorsque s est trop petit, la mutation peut être appliquée à presque chaque individu. À l'inverse, si le s est trop grand, seuls très peu d'individus sont exposés à la mutation et la diversité de la population ne peut pas être assurée.

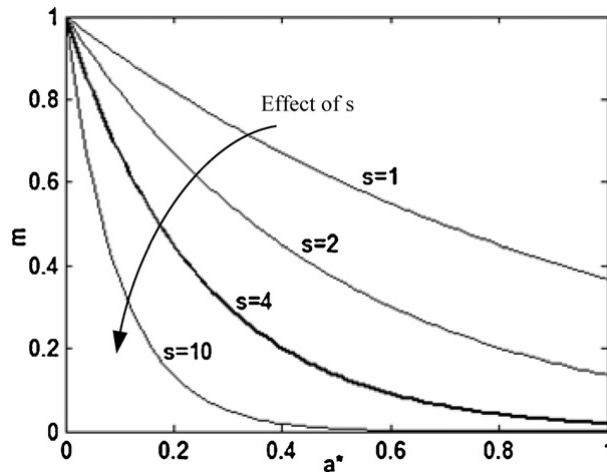


FIGURE 2.8 – Compromis entre l'affinité normalisée et son taux de mutation [9]

où a^* est l'affinité normalisée, et peut être déterminé par $a^* = a/a_{max}$. a_{max} est l'affinité maximale de la population. Le contrôle de la finesse (*smoothness*) se fait par le paramètre s et est choisi comme 4 dans notre projet.

Etape 10

Dans cette étape, nous générons une nouvelle population pour assurer la variété de la population, les nouveaux meilleurs anticorps détectés sont remplacés par les anciens pires anticorps. Aussi, nous supprimons tous les anticorps qui sont similaires.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre approche pour la reconnaissance des expressions faciales basée sur l'AIS et les filtres de Gabor. Où nous avons proposé un algorithme nommé AIS-Gabor permet d'optimiser les valeurs des paramètres des filtres de Gabor. Dans le chapitre suivant, nous essayons de montrer l'efficacité de notre système dans le cadre de la reconnaissance des expressions faciales, par rapport aux autres travaux dans la littératures.

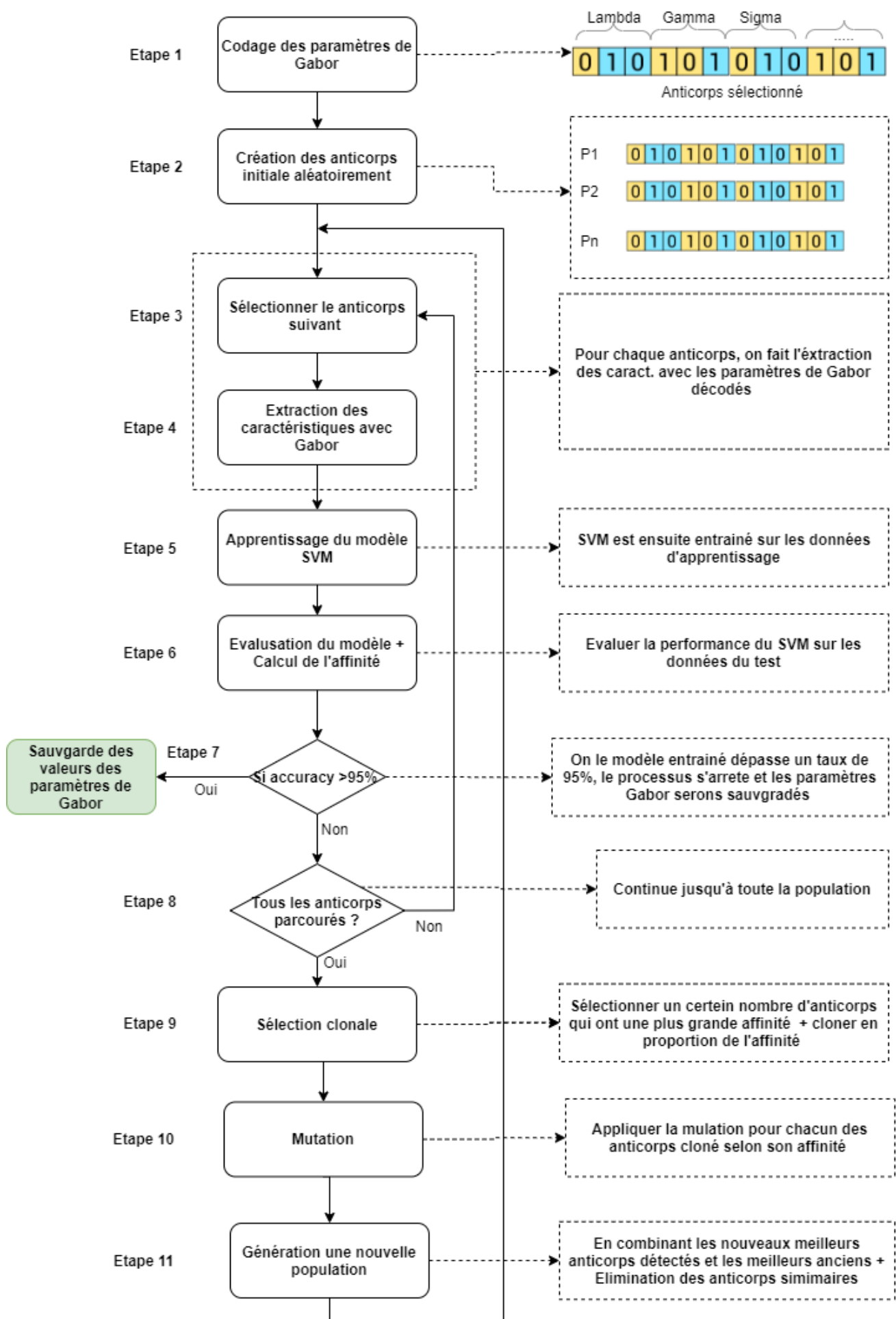


FIGURE 2.6 – Le processus de l’algorithme AIS-Gabor proposé

Chapitre 3

Implémentation et expérimentation

1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de présenter les étapes de l'implémentation de l'approche proposée basée sur les filtres de Gabor et AIS dans le cadre d'un système de reconnaissance des expressions faciales. Nous présentons premièrement les outils de développement utilisés dans notre travail et les bibliothèques. Ensuite, nous abordons l'architecture de notre système et ces fonctionnalités. Puis, nous présentons un scénario d'utilisation réel de notre système. Enfin, nous décrivons notre expérimentation et les résultats trouvés afin de les comparer avec d'autres méthodes similaires. 63333333663666663

2 Outil de développement et bibliothèques utilisées

2.1 *Jupyter*

Le *Jupyter* Notebook [29] est une application web open-source qui vous permet de créer et de partager des documents contenant du code en direct, des équations, des visualisations et du texte narratif. Les utilisations comprennent le nettoyage et la transformation des données, la simulation numérique, la modélisation statistique, la visualisation des données, l'apprentissage automatique et bien plus encore.

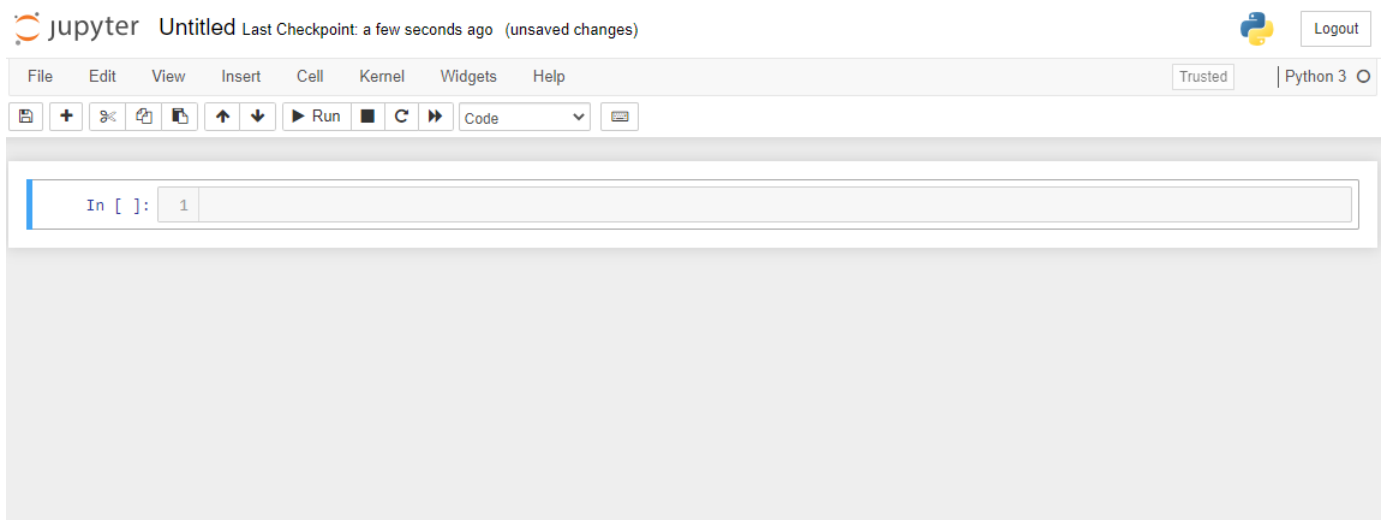


FIGURE 3.1 – Environnement de jupyter

2.2 Python

Python est un langage de programmation de haut niveau développé depuis 1989 par Guido Van Rossumet de nombreux contributeurs bénévoles. *Python* est un langage portable, dynamique, extensible, gratuit qui permet une approche modulaire et orienté objet de la programmation. Il dispose d'une bibliothèque standard vaste et complète.



FIGURE 3.2 – Logo de Python

2.3 Keras

Keras est un API de Deep Learning écrit en Python, s'exécutant sur la plate-forme d'apprentissage automatique TensorFlow. Il a été développé dans le but de permettre une expérimentation rapide. Pouvoir passer de l'idée au résultat le plus rapidement possible est essentiel pour faire de bonnes recherches [30].



FIGURE 3.3 – Logo de Keras

2.4 OpenCV

Est une immense bibliothèque open source pour la vision par ordinateur, l'apprentissage automatique et le traitement d'images. *OpenCV* prend en charge une grande variété de langages de programmation comme Python, C++, Java, etc. Il peut traiter des images et des vidéos pour identifier des objets, des visages, ou même l'écriture d'un humain. Lorsqu'il est intégré à diverses bibliothèques, comme *Numpy* qui est une bibliothèque hautement optimisée pour les opérations numériques, alors le nombre d'armes augmente dans votre Arsenal, c'est-à-dire que toutes les opérations que l'on peut faire dans *Numpy* peuvent être combinées avec *OpenCV* [31].



FIGURE 3.4 – Logo de OpenCV

2.5 Numpy

NumPy est une bibliothèque pour le langage de programmation Python pour la prise en charge de grands tableaux et matrices multidimensionnels, linéaire et les statistiques [32].



FIGURE 3.5 – Logo de Numpy

2.6 Dlib

Dlib est une bibliothèque de logiciels multi-plateformes à usage général écrite dans le langage de programmation C ++. Nous allons apprendre dlib et comprendre comment trouver et utiliser les traits du visage humain. Selon son propre site Web, dlib.net, dlib est un outil C ++ moderne contient des algorithmes d'apprentissage automatique et des outils pour créer des logiciels complexes en C ++ pour résoudre des problèmes du monde réel



FIGURE 3.6 – Logo de Dlib

2.7 Matplotlib

Matplotlib est une bibliothèque complète permettant de créer des visualisations statiques, animées et interactives en Python [33].



FIGURE 3.7 – Logo de Matplotlib

3 Architecture et fonctionnalités du système

Dans cette section, on va présenter l'architecture de notre système de reconnaissance des expressions faciales, ainsi que ses fonctionnalités. L'architecture du système est montrée dans la figure 3.9.

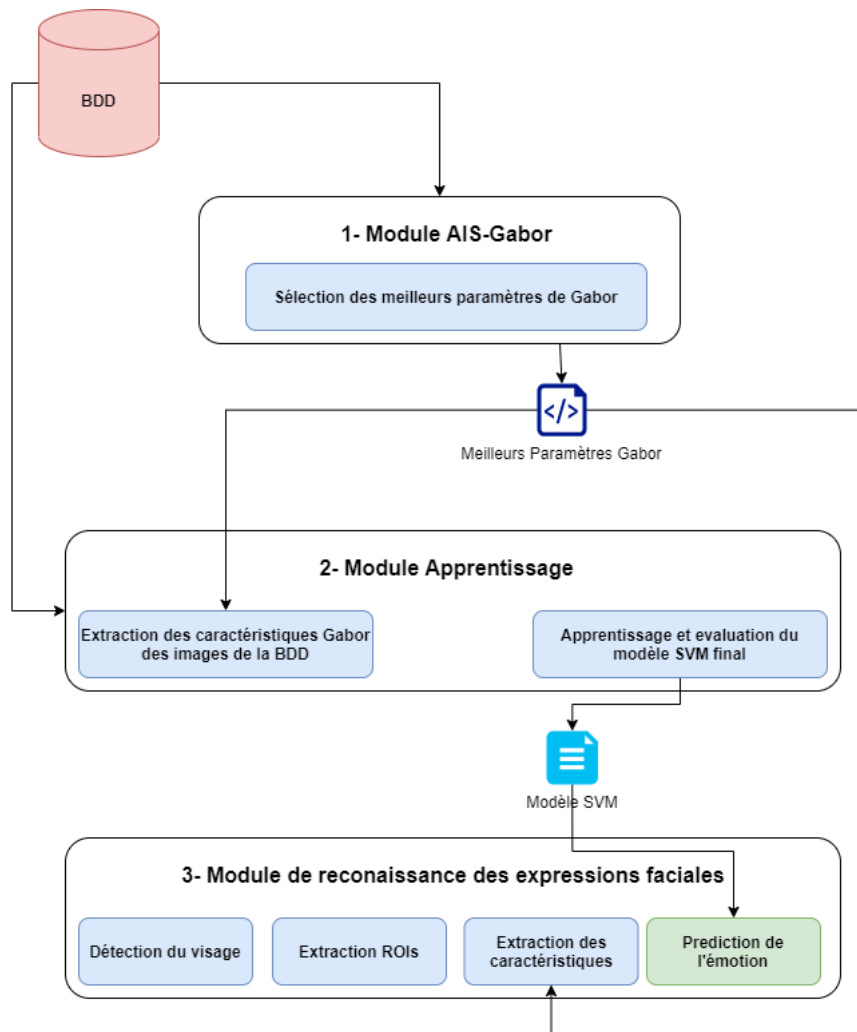


FIGURE 3.8 – Architecture du système

Notre système est composé de trois modules : modèle AIS-GABOR, module de l'apprentissage et le module de reconnaissance.

3.1 Module AIS-Gabor

Ce module va permettre de trouver les paramètres optimaux du filtre de Gabor. Cela est faite avec l'AIS. Avec son processus de sélection clonale, il va améliorer à chaque étape ces paramètres jusqu'à la convergence. Les valeurs de ces paramètres vont être stockées dans un fichier XML pour que l'on utilise dans le module d'apprentissage et reconnaissance. La figure ?? montre un exemple de ce fichier.

```
<gaborparameters>
  <parameter name="ksize" value="17"/>
  <parameter name="lambda0" value="5"/>
  <parameter name="sigma" value="6.5"/>
  <parameter name="gamma" value="6"/>
  <parameter name="psi" value="3.141592653589793"/>
</gaborparameters>
```

FIGURE 3.9 – Format XML des paramètres Gabor

3.2 Module d'apprentissage

Ce module sera utilisé pour former le modèle SVM finale. Premièrement, nous extrayons les caractéristiques en utilisant les filtres de Gabor (formés avec les paramètres stockés dans le fichier XML). Ensuite, nous utilisons les vecteurs de caractéristiques pour former et évaluer le modèle SVM finale.

3.3 Module de reconnaissance des expressions faciales

C'est le module final qui permet de faire la prédiction de l'émotion. Il permet de lire le visage (sous forme d'image). Puis extraire les ROIs depuis le visage. Ensuite, il utilise le fichier XML pour extraire les caractéristiques de Gabor, afin de pré-dir l'émotion avec le modèle SVM. Donc ce module doit lire deux fichiers : le modèle SVM et XML qui contient les paramètres de Gabor.

4 Scénario d'utilisation

Dans cette section, nous présentons un scénario d'utilisation réelle de notre système de reconnaissance des expressions faciales. Les différentes étapes sont détaillées ci-dessous :

1- Génération du fichier XML avec l'AIS-Gabor

Nous lançons l'AIS-Gabor sous Jupyter. L'algorithme va être lancé, et on fait les paramètres Gabor trouvés pour chaque anticorps et dans chaque itération (figure 3.10).

Quand l'exécution s'arrête, un fichier XML contenant les paramètres de Gabor sera stocké.

2- Lire l'image et la base de données

Sur notre interface du système, on importe une image extérieure (Figure 3.11).

Après on choisit la base de données avec laquelle on veut travailler, par exemple, on choisit JAFFE (Figure 3.13).

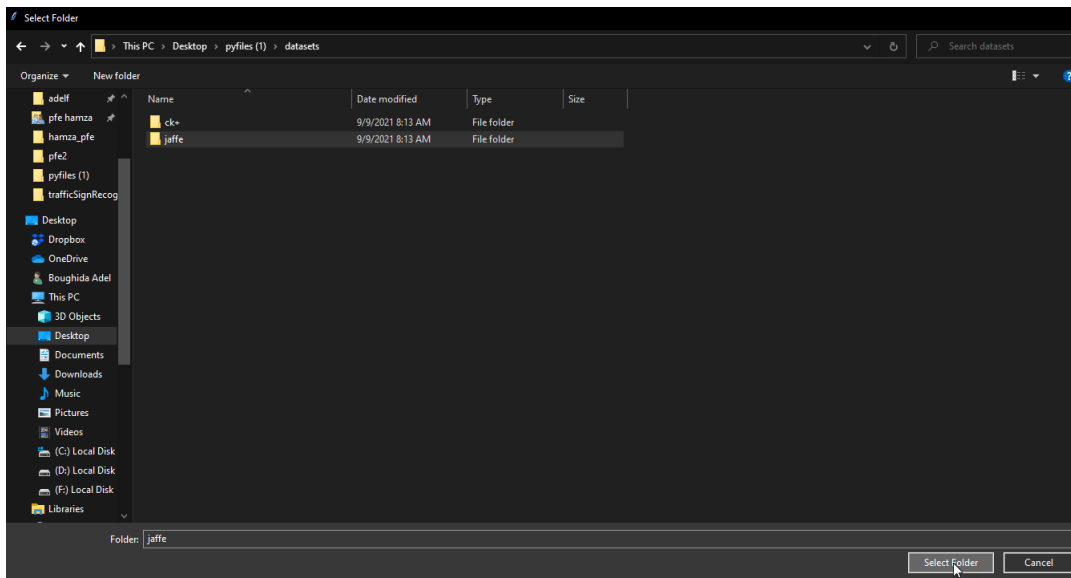


FIGURE 3.13 – Sélection de la base de données

3- Importe du fichier XML, l'extraction des caractéristiques de la BDD, et l'apprentissage du modèle

On importe le fichier XML qui inclut les meilleurs paramètres de Gabor (Figure 3.14)

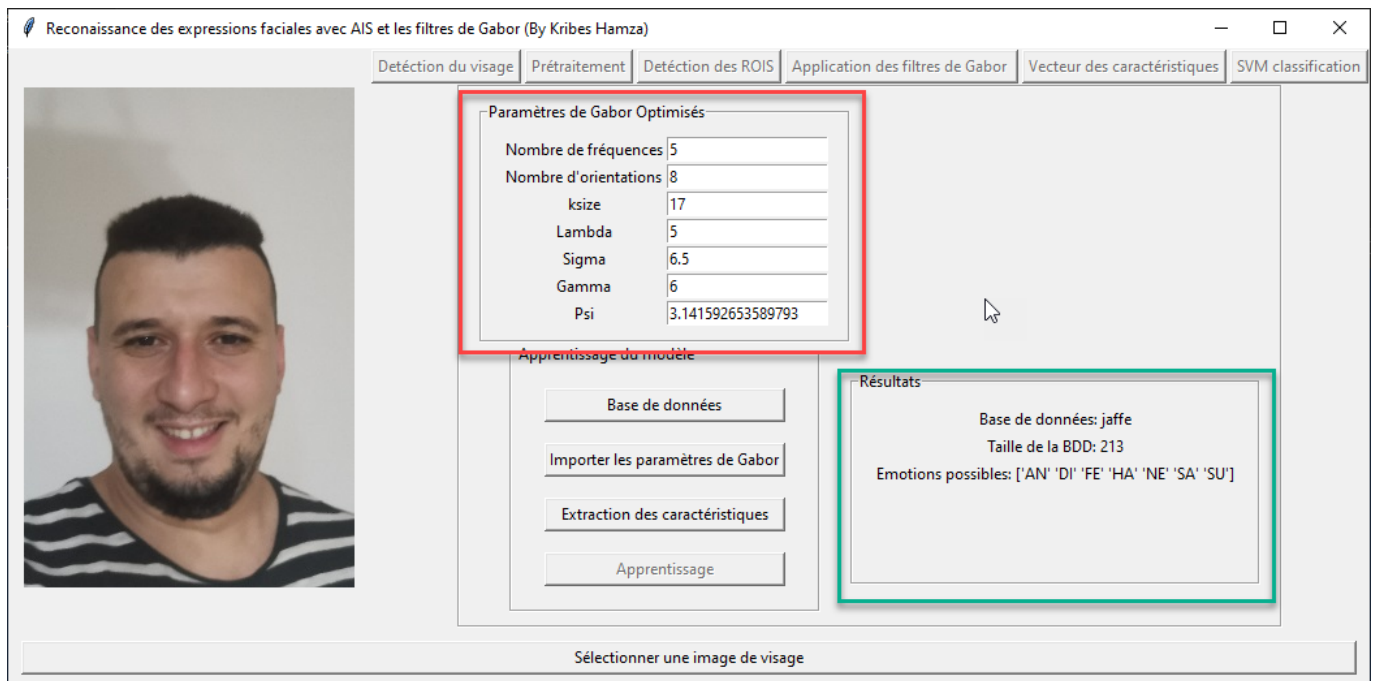


FIGURE 3.14 – L'importation des paramètres de Gabor

Dans le cadre rouge dans la figure 3.14 représente les paramètres de Gabor optimaux importés. Aussi, l'utilisateur peut modifier les valeurs manuellement depuis l'interface. Or, le cadre en

vert, montre les données en relation avec la bdd importée (le nom de la bdd, nombre d'images, et les classes des émotions).

L'utilisateur peut maintenant extraire les caractéristiques Gabor des images de la bdd. La figure 3.15 montre les vecteurs des caractéristiques des images de la base d'apprentissage et celle du test.

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	1.29	1.34	2.13	1.30	0.7	0.6	0.99	1.43	1.30	1.79	2.34	1.29
2	-1	-1.3	-0.23	-0.26	-0.38	-0.49	-0.29	-1.2	-1.2	-0.95	0.89	0.5
3	1.05	1.07	1.31	1.35	1.40	1.11	0.59	1.22	0.62	1.09	0.57	0.95
4	-0.013	-0.0051	-0.96	0.18	0.41	0.51	-0.39	-0.21	-0.16	-0.55	-0.76	-0.22
5	-0.36	-0.22	-0.65	-0.53	-0.28	-0.66	-0.78	-0.16	0.078	-0.43	-0.52	-0.36
6	0.11	0.3	0.89	0.41	0.71	0.94	0.91	0.25	0.16	0.17	0.72	0.34
7	-0.81	-0.93	-1.6	-0.8	-0.97	-0.6	-1.5	-1	-1.5	-1.2	-0.19	0.12
8	-0.73	-0.54	-0.9	-0.085	0.14	-0.063	-1	-1.1	-1.3	-1.3	-1.7	-0.45
9	1.29	1.31	1.89	1.12	0.71	0.68	1.29	1.55	1.55	1.82	2.20	1.38
10	-0.69	-0.91	-0.84	-0.51	-0.96	-1.5	-1.6	-0.54	-1	-0.48	-0.74	-0.26
11	0.27	0.42	0.5	-0.095	0.43	0.77	0.42	0.32	0.32	0.087	0.67	0.23
12	0.13	0.61	0.36	-0.034	0.5	1.12	1.02	0.37	0.25	0.11	-0.2	0.034
13	0.094	0.0061	0.71	-0.046	-0.19	-0.059	0.076	0.45	0.83	1.44	1.37	0.63
14	-0.19	0.14	-0.91	0.35	0.6	0.92	0.072	-0.15	-0.36	-0.47	1.32	1.21
15	-0.63	-0.66	-0.64	-0.35	-0.56	-0.36	-0.5	-0.64	-0.49	-0.46	-0.54	-0.74
16	0.71	0.17	0.29	-0.38	-0.43	-0.45	0.6	0.35	0.86	-0.37	-1.9	-1.8
17	-0.52	-0.88	-0.48	-0.16	-0.18	-0.14	-0.67	-0.69	-0.51	-0.45	0.082	-0.043
18	-0.088	-0.31	0.28	-0.36	-0.31	-0.22	0.41	0.15	0.18	1.22	1.24	0.83
19	-0.021	-0.049	-0.054	0.11	-0.13	-0.043	-0.32	-0.33	-0.27	-0.061	0.021	0.056

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	1.23	1.37	2.32	1.16	0.65	0.74	1.46	1.46	1.35	1.57	2.07	1.38
2	1.43	1.61	2.23	1.61	1.75	1.29	1.77	1.88	1.12	1.81	0.97	1.30
3	0.19	0.36	0.67	0.44	0.04	1.20	0.75	0.41	0.45	0.3	0.65	0.4

FIGURE 3.15 – Les vecteurs des caractéristiques des bases d'apprentissage et test

À la fin, on clique sur le bouton apprentissage pour former le modèle SVM qui sera utilisé pour le processus de reconnaissance.

4- Détection du visage, pré-traitement, et extraction des ROIs

Par cliquer sur détection du visage, on détecte le visage de l'image en entrée (voir figure 3.16).

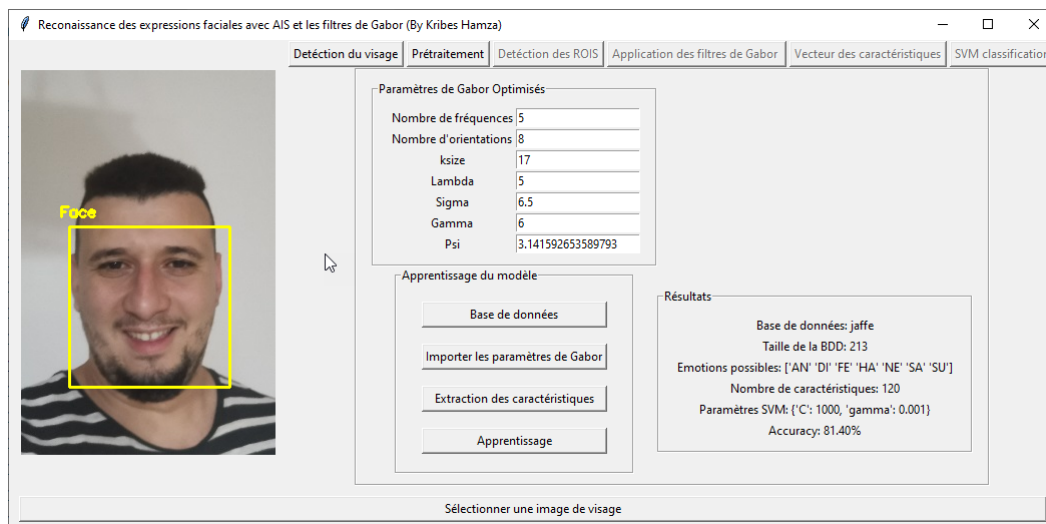


FIGURE 3.16 – Détection du visage

Ensuite, par cliquer sur le pré-traitement, plusieurs prétraitements seront établies. Ensuite, nous cliquons sur détection des ROIs, pour extraire et afficher les ROIs du visage (voir figure 3.17)

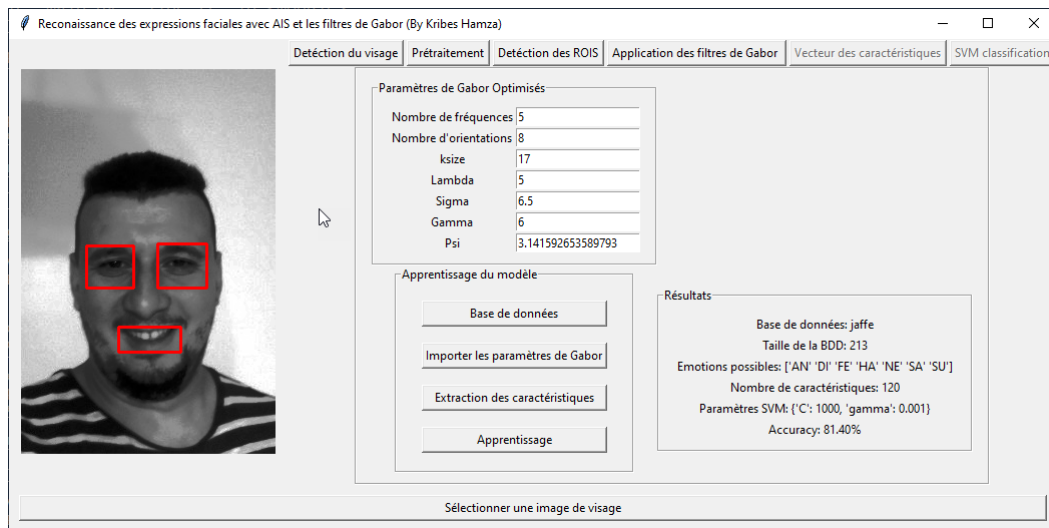


FIGURE 3.17 – Extraction des ROI du visage

5- Application des filtres de Gabor

Par cliquer sur application des filtres de Gabor, on exécute le processus de l'extraction des caractéristiques en utilisant les paramètres importés de Gabor. Le résultat de l'application de la banque de filtres sur les ROIs est abordé dans la figure 3.18 3.17)

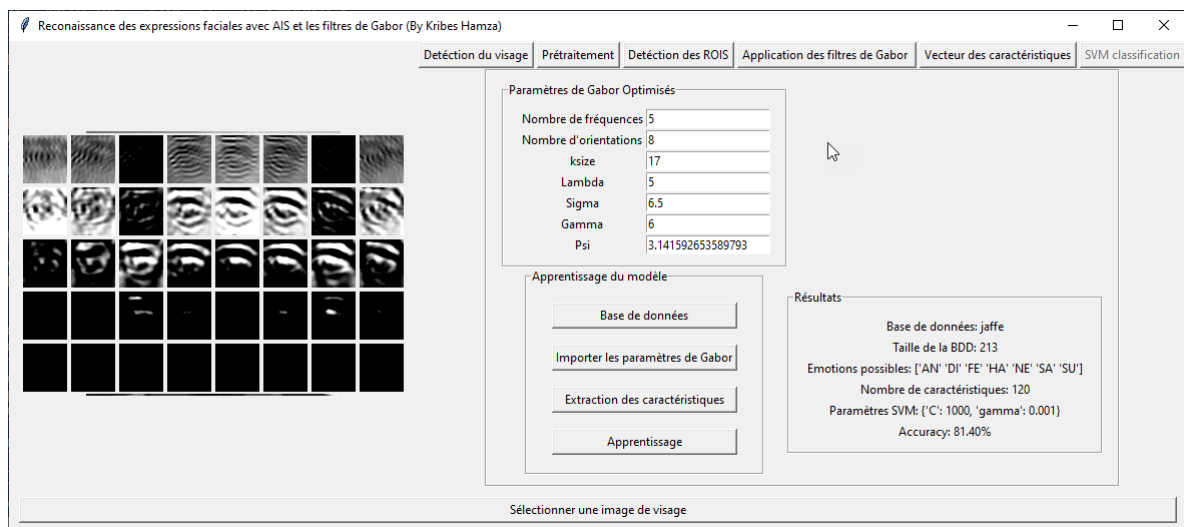


FIGURE 3.18 – Résultat de l'application du filtre de Gabor sur les trois ROIs

Ensuite, on clique sur Vecteur de caractéristiques pour former le vecteur des caractéristiques. Dans 3.20, les valeurs du vecteur pour notre cas.

6- Prédiction de l'émotion

C'est la dernière étape, on clique sur SVM classification pour prédire l'émotion du visage en entrée. Le résultat de prédiction sera affiché dans une fenêtre (figure ??). Pour cette image, le résultat sera "Happy".

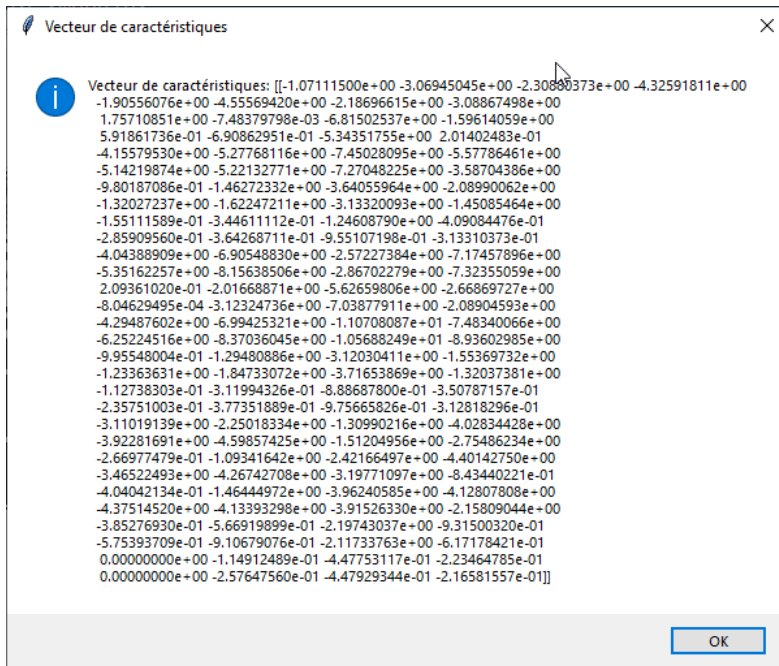


FIGURE 3.19 – Affichage des valeurs du vecteur de caractéristiques

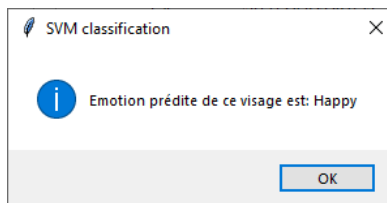


FIGURE 3.20 – Affichage de l'émotion prédie

5 Expérimentation et résultats

5.1 Base de données

Deux ensembles de données accessibles au public (JAFPE et CK+), fréquemment utilisés dans le FER, ont été testés pour évaluer la précision de la méthode proposée. Ces ensembles de données sont fréquemment utilisés comme références pour comparer les performances des différentes méthodes de classification dans la littérature.



FIGURE 3.21 – Exemples d'images des BDDs JAFPE et CK+

JAFFE

La base de données des expressions faciales féminines japonaises (JAFFE) contient 213 échantillons d'expressions posées de 10 femmes japonaises. Chaque personne a 3 à 4 images avec chacune des six expressions faciales de base (colère, dégoût, peur, bonheur, tristesse et surprise) et une image avec une expression neutre [34].

CK+

C'est la base de données la plus largement utilisée pour évaluer les systèmes FER. Elle contient 593 séquences vidéo de 123 sujets. Les séquences varient en durée de 10 à 60 images et montrent un passage d'une expression faciale neutre à l'expression maximale. Les séquences varient en durée de 10 à 60 images et montrent un passage d'une expression faciale neutre à l'expression maximale. Parmi ces vidéos, 327 séquences de 118 sujets sont étiquetées avec sept étiquettes d'expression de base (colère, mépris, dégoût, peur, bonheur, tristesse et surprise) basées sur le Facial Action Coding System (FACS) [35].

5.2 Matériels utilisés

Nous avons utilisé pour faire l'implémentation et l'expérimentation de notre application, un ordinateur appel macbook pro avec les caractéristiques suivantes :

OS : WINDOWS 10 64BIT,

CPU : I5 4 gén 2.20 GHZ,

RAM : 12GB.

6 Expérimentation et résultats

Cette section décrit les expériences que nous avons menées et les résultats des expériences Système de reconnaissance des expressions faciales. Il contient deux parties pour Examiner les performances des informations.

Pour la test du système, nous avons diviser la base de données en 75% données d'apprentissage, et 25% données de test. La stratification a été effectuée pour maintenir les mêmes proportions d'images dans chaque classe. Enfin, le taux de reconnaissance a été calculé sur la base des résultats des tests de toutes les images. Les taux de reconnaissance moyens obtenus pour JAFFE et CK+ sont respectivement de 90.11% et 81.15%. Le tableau 3.1 montre la matrice de confusion normale (normalisée) de CK+. L'expérimentation est établie avec les paramètres de l' AIS suivants :

- **Smoothing** : 4
- **Nombre d'éléments à cloner** : 20
- **Taille de l'anticorps** : 15
- **Taille de population** : 60

Comparaison avec l'approche basée sur les algorithmes génétiques

Belfarhi et al. [10] ont proposé une approche basée sur les algorithmes génétiques pour optimisation des paramètres de Gabor dans le même contexte que nous. Nous avons ré-implementer cette approche avec les memes condition de nous. On fait la remarque que les résultats ici pour l'approche de Belfarhi et al [10] sont pas les mêmes dans son mémoire en raison de changement des dimensions de banque de filtres de Gabor car dans nos travail nous ré-exécute avec

TABLE 3.1 – Matrice de confusion normalisée pour la reconnaissance des expressions faciales avec CK+ dataset (les valeurs sont en %)

	Angry	Contempt	Disgust	Fear	Happiness	Sadness	Surprise
Angry	83	0	0	17	0	0	0
Contempt	0	83	0	0	0	17	0
Disgust	0	0	86	0	0	0	14
Fear	0	0	17	67	17	4	0
Happiness	0	0	0	0	100	0	0
Sadness	0	17	17	0	17	50	0
Surprise	0	0	0	0	0	0	100

2 fréquences et 5 orientations. La description générale des deux approches est montrée dans le tableau 3.2. Nous comparons dans le tableau 3.3 entre les deux approches en terme de : temps de convergence, nombre d'itération pour la convergence, et le taux de reconnaissance atteint. L'expérimentation est réalisé sur la même base de données (JAFFE), avec 75% de données d'apprentissage et 25% de test pour les deux.

TABLE 3.2 – Tableaux descriptif des deux approches

Réf	Detec- tion de visage	Caract.	BDD images	Algo- rithme pour optimi- sation	Algorithme pour classifi- cation	Param ètre de Gabor
[10]	Viola- jones	Gabor (2 freq., 5 orien- tations)	JAFFE	Algori- thme généré- tique	SVM	automatique
Not- re mé- tho- de	Viola- jones	Gabor (2 freq., 5 orien- tations)	JAFFE	AIS	SVM	automatique

TABLE 3.3 – Tableaux comparatif des résultats des deux approches [10]

Critère	Notre approche AIS	Algorithme génétique (Belfarhi et al. [10])
Temps de convergence	160min	96min
Itération pour la convergence	100	60
Taux de reconnaissance	90.11%	87.16%

6.1 Discussion des résultats

Nous remarquons que notre approche est meilleure en matière de taux de reconnaissance, cela est peut-être dû au mécanisme de sélection clonale et la mutation proportion avec l'affinité qui sont puissants pour générer une nouvelle population plus adaptable. Mais notre approche AIS prend de temps pour converger par rapport à celle de l'algorithme génétique.

7 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre l'implémentation de l'approche de reconnaissance des expressions faciales basées sur l'AIS et les filtres de Gabor pour l'optimisation des paramètres des filtres de Gabor. Aussi, nous avons décrit l'expérimentation réalisée où nous avons comparé notre approche avec une autre basée sur les algorithmes génétiques.

Conclusion générale

Dans ce projet de fin d'études nous nous sommes intéressés au domaine de la reconnaissance des expressions faciales, où nous avons fait la conception et l'implémentation d'une nouvelle approche qui utilise les systèmes immunitaires artificiels AIS pour l'optimisation des caractéristiques de Gabor. L'expérimentation réalisée nous a permis de conclure que :

1. L'AIS permet nous d'améliorer le taux de reconnaissance par rapport à d'autres méthodes similaires (comme les algorithmes génétiques) grâce à ces mécanismes.
2. L'AIS ne permet pas de résoudre le problème du temps d'exécution (de convergence) qui reste grand même avec les bases de données de petite taille comme JAFFE.

Nous clôturons le mémoire par une synthèse de perspectives de recherches futures et un résumé des connaissances acquises durant ce travail.

Perspectives

Comme perspectives de recherches futures, nous envisageons de :

1. Utiliser d'autres algorithmes métaheuristiques pour l'optimisation des paramètres de Gabor.
2. Inclure les paramètres des classifieurs comme SVM dans le processus de l'optimisation avec AIS.
3. Utiliser les filtres de Gabor avec les techniques de *Deep Learning* En raison de leurs performances surtout dans le contexte des expressions faciales.

Acquis

Les connaissances acquises durant le long de ce projet de fin d'études portent sur les deux dimensions suivantes :

- **Sur le plan théorique :** Maîtrise des concepts de base dans les domaines de l'apprentissage automatique, le traitement d'images, et l'optimisation.
- **Sur le plan pratique :** En plus de l'approfondissement de nos connaissances dans le langage Python, nous avons appris à utiliser quelques fonctions des bibliothèques OpenCV, dlib, Numpy et sklearn. Aussi, nous avons appris l'utilisation de *Jupyter* pour l'implémentation de notre système. L'implémentation de notre système constitue une concrétisation de plusieurs connaissances dans l'intelligence artificielle (l'apprentissage automatique, extraction des caractéristiques), le traitement d'images, l'algorithmique, paradigmes des langages de programmation, l'optimisation, pour ne citer que ceux-là.

Bibliographie

- [1] Khadoudja Ghanem. Reconnaissance des expressions faciales à base d'informations video ; estimation de l'intensité des expressions faciales. 2010.
- [2] managementmania.com. Six basic emotions. <https://managementmania.com/en/six-basic-emotions>, 2021.
- [3] Adrian Rosebrock. Face alignment with opencv and python. <https://www.pyimagesearch.com/2017/05/22/face-alignment-with-opencv-and-python/>, 2017.
- [4] Hiba Khelil and Abdelkader Benyettou. Application du système immunitaire artificiel ordinaire et amélioré pour la reconnaissance des caractères artificiels. *Nature & Technology*, (2) :9, 2010.
- [5] m.kouahla. *Chapitre 5 : Introduction aux métaheuristiques*. unive8mai1945, 2009.
- [6] Leandro Nunes De Castro. Immune, swarm, and evolutionary algorithms. part i : basic models. In *Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing, 2002. ICONIP'02.*, volume 3, pages 1464–1468. IEEE, 2002.
- [7] Hasan Serhan Yavuz, Hakan Cevikalp, and Rifat Edizkan. A comprehensive comparison of features and embedding methods for face recognition. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 24(1) :313–340, 2016.
- [8] Adil Boughida, Mohamed Nadjib Kouahla, and Yacine Laffi. A novel approach for facial expression recognition based on gabor filters and genetic algorithm. *Evolving Systems*, pages 1–15, 2021.
- [9] İlhan Aydin, Mehmet Karaköse, and Erhan Akin. A multi-objective artificial immune algorithm for parameter optimization in support vector machine. *Applied soft computing*, 11(1) :120–129, 2011.
- [10] AYMEN BELFARHI. automatisation de la sélection des paramètres optimisés de filtre de gabor pour la détection des expressions faciales. 2020.
- [11] Ramachandran Vedantham, Lavanya Settipalli, and E Sreenivasa Reddy. Real time facial expression recognition in video using nearest neighbor classifier. *International Journal of Pure and Applied Mathematics*, 118(9) :849–854, 2018.
- [12] Jun Zhou, Sue Zhang, Hongyan Mei, and Dawei Wang. A method of facial expression recognition based on gabor and nmf. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 26(1) :119–124, 2016.
- [13] Archana Kumari Sharma, Umesh Kumar, Sandeep K Gupta, Uma Sharma, and Shubh LakshmiAgrwal. A survey on feature extraction technique for facial expression recognition system. In *2018 4th International Conference on Computing Communication and Automation (ICCCA)*, pages 1–6. IEEE, 2018.
- [14] Paul Ekman. Cross-cultural studies of facial expression. *Darwin and facial expression : A century of research in review*, 169222(1), 1973.
- [15] Cyril Joannes. Les émotions de base. <https://psyaparis.fr/six-emotion-base/>, 2020.

- [16] Paul Viola and Michael Jones. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In *Proceedings of the 2001 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. CVPR 2001*, volume 1, pages I–I. Ieee, 2001.
- [17] Moe Moe Htay, GR Sinha, Hanni Htun, and Phyu Myo Thwe. Comparison of preprocessing methods used in facial expression recognition. 2019.
- [18] Hamid Sadeghi and Abolghasem-A Raie. Human vision inspired feature extraction for facial expression recognition. *Multimedia Tools and Applications*, 78(21) :30335–30353, 2019.
- [19] Kunika Verma and Ajay Khunteta. Facial expression recognition using gabor filter and multi-layer artificial neural network. In *2017 International Conference on Information, Communication, Instrumentation and Control (ICICIC)*, pages 1–5. IEEE, 2017.
- [20] Danian Zheng, Yannan Zhao, and Jiaxin Wang. Features extraction using a gabor filter family. In *Proceedings of the sixth Lasted International conference, Signal and Image processing, Hawaii*, 2004.
- [21] Abdelkrim HOUACINE. *Système Immunitaire Artificiel Parallèle appliqué aux Flow Shop Hybride (FSH)*. PhD thesis, usto, 2011.
- [22] Hung-Hsu Tsai and Yi-Cheng Chang. Facial expression recognition using a combination of multiple facial features and support vector machine. *Soft Computing*, 22(13) :4389–4405, 2018.
- [23] I Michael Revina and WR Sam Emmanuel. Face expression recognition with the optimization based multi-svnn classifier and the modified ldp features. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 62 :43–55, 2019.
- [24] Boughida Adil, Kouahla Mohamed Nadjib, and Lafifi Yacine. A novel approach for facial expression recognition. In *2019 International Conference on Networking and Advanced Systems (ICNAS)*, pages 1–5. IEEE, 2019.
- [25] David C Howell. Median absolute deviation. *Encyclopedia of statistics in behavioral science*, 2005.
- [26] William S Noble. What is a support vector machine? *Nature biotechnology*, 24(12) :1565–1567, 2006.
- [27] medium.com. Sworing with high dimensional data. <https://medium.com/working-with-high-dimensional-data/working-with-high-dimensional-data-9e556b07cf99>, 2019.
- [28] Qiujun Huang, Jingli Mao, and Yong Liu. An improved grid search algorithm of svr parameters optimization. In *2012 IEEE 14th International Conference on Communication Technology*, pages 1022–1026. IEEE, 2012.
- [29] Project jupyter. <https://jupyter.org/>.
- [30] keras.io. About keras. <https://keras.io/about/>.
- [31] geeksforgeeks. Opencv. <https://www.geeksforgeeks.org/opencv-python-tutorial/>.
- [32] numpy.org. What is numpy? <https://numpy.org/doc/stable/user/whatisnumpy.html>.
- [33] J. D. Hunter. Matplotlib : A 2d graphics environment. *Computing in Science & Engineering*, 9(3) :90–95, 2007.
- [34] JR Bond, Andrew H Jaffe, and L Knox. Estimating the power spectrum of the cosmic microwave background. *Physical Review D*, 57(4) :2117, 1998.
- [35] Patrick Lucey, Jeffrey F Cohn, Takeo Kanade, Jason Saragih, Zara Ambadar, and Iain Matthews. The extended cohn-kanade dataset (ck+) : A complete dataset for action unit and emotion-specified expression. In *2010 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition-workshops*, pages 94–101. IEEE, 2010.

