

Université Saad DAHLAB de Blida



Faculté des Sciences

Département d'Informatique

Mémoire présenté par :

- ABDELKRIM Amine
- TABETROUKIA Mourad

En vue d'obtenir le diplôme de Master

Domaine : M.I

Filière : Informatique

Spécialité : Informatique

Option : Ingénierie de logiciel

Sujet : conception et réalisation d'une application de détection de la peau humaine par l'attribut « Texture »

MA-004-48-1

Soutenu le : Juillet 2011, devant le jury composé de :

- | | |
|-----------------|-------------|
| M. FERFARA | Président |
| M. HADJ YAHIA | Rapporteurs |
| M. TOUBALINE | Examineurs |
| M. Cherif Zahar | Promoteur |

ملخص

تستخدم معرفة الجلد في العديد من التطبيقات بدءاً من خوارزميات لكشف الوجه، وتحليل حركة اليد، وتحليل الصور الطبية، إن العمل المقدم في هذه المذكرة يندرج في مجال التصنيف، أكثر دقة تصنيف الجلد البشري باستخدام سمة النسيج.

في الجزء الأول، درسنا خصائص نسيج الجلد البشري باستخدام مصفوفة الحدود المشتركة، وقمنا بمقارنة مختلف النتائج المتحصل عليها في هذا المستوى لتحديد فعالية نسيج الجلد في التصنيف.

وبعد تحليل النتائج المتحصل عليها في الجزء الأول، وجدنا أن النسيج لايساعد علي تحديد مناطق الجلد على مستوى جسم الإنسان، لأن خصائص هذا الأخير مشابهة لبعضها البعض.

في الجزء الأخير من العمل، قمنا ببرمجة شبكة عصبونات اصطناعية من أجل تحديد نوع الصورة إن كانت جلد بشري أو لا.

كلمات البحث : معرفة الجلد، وتحليل النسيج، مصفوفة الحدود المشتركة، شبكات عصبونية.

Résumé

La reconnaissance de la peau est utilisée dans des nombreuses applications allant à partir d'algorithmes pour la détection des visages, l'analyse des gestes de la main, et à l'image d'analyse médicale, notre travail présenté dans ce mémoire s'inscrit dans le domaine de la classification, plus exacte la classification de la peau humaine par l'utilisation de l'attribut texture.

Dans une première partie, nous avons étudié les caractéristiques de la texture de la peau humaine par l'utilisation de la matrice de co-occurrence, en suite nous avons comparé les différents résultats obtenus à ce niveau pour savoir l'efficacité de la texture à la classification de la peau.

Après avoir analysé les résultats obtenus dans la première partie, nous avons trouvé que la texture ne sert pas à différencier les parties de la peau humaine car les caractéristiques de cette dernière sont similaires entre eux.

Dans la dernière partie de travail, nous avons implémenté un réseau de neurone multicouche non bouclé (MLP), où notre apprentissage était un apprentissage supervisé à l'aide de l'algorithme de la rétro propagation de gradient, le résultats de la classification étaient peau ou non peau.

Mots-clés : la reconnaissance de la peau, l'analyse de texture, matrice de co-occurrence réseaux de neurones.

Abstract

Skin recognition is used in many applications ranging from algorithms for face detection, hand gesture analysis and medical image analysis, our work presented in this paper 's join in the field of classification, more accurate classification of human skin by using the texture attribute.

In a first part, we have studied the texture characteristics of human skin by using the matrix of co-occurrence, in a suite we compared the different results obtained at this level to determine the effectiveness of the texture classification of the skin.

After analyzing the results obtained in the first part, we found that the texture does not serve to differed a parties of human skin, because the characteristics of the latter are similar to each other.

In the last part of work, we implemented a multilayer neural network unlooped (MLP), where our learning was a supervised learning using the algorithm of back propagation gradient, the classification results were skin or not skin.

Keywords: recognition of the skin, texture analysis, co-occurrence matrix, neural networks.

Remerciements

Nous adressons nos remerciements principalement à notre Créateurs qui nous a donné la patience et le courage pour réaliser ce travail sans oublier nos parents qui ont été derrière nous à chaque étape de ce travail et aussi à toutes les personnes qui nous ont soutenues lors de la réalisation de ce travail de thèse en premier ordre notre Promoteur Mr. CHERIF ZAHAR et tous les enseignants de département informatique à l'université SAAD DAHLAB –Blida-.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à mon père qui me disait toujours et sans relâche que la vie est dure et complexe et que seules les études sont les clés de la réussite, ma mère l'ange qu'elle était derrière moi dans toutes les périodes de ma vie, ma sœur et mon petit frère, mon promoteur Mr CHERIF ZAHAR, mon binôme Mourad Tabetroukia qui m'a partagé ce travail et tous mes amis Hadj mohamed AEk, Benammar chouaib, Boukeroucha Hani, Anes Bouchenafa, Ferhat Lounes, Hamza Naimi, Youcef Belarbi, Amimmer Mohamed, Amine Ayache et tous mes camarades et mes enseignants(es) de Master 2 informatique à SAAD DAHLAB –Blida- sans exception.

ABDELKRIM AMINE

Dédicace

Je dédie ce modeste travail à mon père qui je le souhaite le vaste paradis qui a instillé en moi la volonté dans cette vie, ma mère l'ange qu'elle était derrière moi dans toutes les périodes de ma vie, mon promoteur Mr CHERIF ZAHAR, mon binôme Amine Abdelkrim qui m'a partagé ce travail et tous mes amis Halim Zernadji, Benhafsi Raeuf ,Himina Bilal , Anes Bouchenafa, Ferhat Lounes , Hamza Naimi, Youcef Belarbi, Amimmer Mohamed , Amine Ayache et tous mes camarades et mes enseignants(es) de Master 2 informatique à SAAD DAHLAB –Blida- sans exception.

TABETROUKIA MOURAD

SOMMAIRE

Sommaire

INTRODUCTION GENERALE.....	12
Chapitre I : Etat de l'art	16
I. Introduction	17
I. Reconnaissance de la texture de la peau par l'utilisant des réseaux neuronaux.....	17
II.1. Les étapes de travail	17
II.2. Exécution et résultats	18
I. L'algorithme de sélection négative: un apprentissage supervisé Approche pour la détection et la classification de la peau.....	19
III.1. Etapes de travail	20
II. Comparaison entre la couleur et la texture pour la détection de la peau humaine	23
IV.1. Segmentation basée sur la texture	23
IV.2. Les étapes de calcul de RVB(RGB en anglais).....	24
IV.3. L'algorithme proposé SVC-base pour la détection de la peau dans l'espace couleur RVB pour chaque région Texel de la texture.....	27
IV.4. Conclusion	30
III. Conclusion	31

Sommaire

Chapitre II : Etat de l'ART sur les méthodes de classification.....	32
I. L'apprentissage automatique	34
1. Introduction	34
2. Définition	35
3. Principe	36
4. Types d'apprentissages	36
4.1. Apprentissage Supervisé	36
4.1.1. Définition	36
4.1.2. Méthodes d'apprentissage supervisé	37
4.1.2.1. Boosting	37
4.1.2.2. Les Réseaux de neurones	37
4.1.2.3. K-PPV	39
4.1.2.4. Arbre de décision	40
4.2. Apprentissage non supervisé.....	41
4.2.1. Définition	41
4.2.2. Méthodes d'apprentissage non supervisé	41
4.2.2.1. Clustering hiérarchique	42
4.2.2.2. Clustering K-means.....	45
4.2.2.3. Clustering statistique.....	46
4.2.2.4. Clustering basée sur la densité.....	47
4.2.2.5. Clustering basée sur les grilles.....	48

Sommaire

4.2.2.6. Clustering basé sur les graphes.....	49
4.2.2.7. Clustering spectral.....	50
4.2.2.8. Clustering Hybride.....	50
4.2.2.9. Subspace clustering ascendant	51
5. Conclusion	52
Chapitre III: Les Réseaux de neurones.....	53
I. Introduction	54
II. Historique sur les réseaux de neurones	54
III. Les réseaux de neurones	55
III.1. Définition	55
III.2. La représentation d'un réseau de neurone	56
III.3. Architecture des réseaux de neurones	60
III.3.1. Les réseaux de neurones non bouclés.....	61
III.3.2. Les réseaux de neurones bouclés	64
III.4. Apprentissage des réseaux de neurones	65
III.4.1. Définition	66
III.4.2. Type d'apprentissage	66
III.4.2.1. Apprentissage supervisé	66
III.4.2.2. Apprentissage non supervisé.....	67
III.4.2.3. Apprentissage renforcé	67
III.4.3. Les Algorithmes d'apprentissage	67
IV. Les étapes de la conception d'un réseau	71

Sommaire

IV.1. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones.....	71
IV.2. Choix et préparation des échantillons	72
IV.3. Elaboration de la structure du réseau	72
IV.4. Apprentissage	73
IV.5. Validation et Tests	73
V. Conclusion	75
Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine.....	76
I. Choix d'architecture	77
II. Choix d'algorithme de l'apprentissage	78
III. L'extraction des données	80
III.1. Introduction	80
III.2. Les méthodes d'extraction de caractéristiques de la texture.....	80
III.2.a. La matrice co-occurrence	80
III.2.b. Fonction d'auto-corrélation	81
III.2.c. Filtre de Gabor	81
III.2.d. Les diagrammes de Voronoï	81
III.3. Comparaison	83
III.4. Choix d'implémentation	83
III.4.a. Introduction	83

Sommaire

III.4.b. Etapes d'implémentation	83
III.4.c. Utilisation des données	89
IV. Validation	89
V. Teste	89
VI. Conclusion	90
Chapitre V : Résultats et tests.....	91
I. Introduction	92
II. Bibliothèques des images	93
II.1. Les résultats des testes sur les textures non peau.....	93
II.2. Les résultats des testes sur les texture des peaux	96
III. Conclusion	107
 CONCLUSION GENERALE	108
 Bibliographie	
 La liste des Figures	
 La liste des Tables	

La liste des tableaux

P 20. Tableau 1.1. Caractéristiques représentant la texture

P 25. Tableau 1.2. L'intensité mélangée calculé dans RGB pour un pixel

P83. Tableau 4.1. Comparaison entre les méthodes d'extractions des paramètres des textures

P 93. Tableau 5.1. Les caractéristiques des mures

P 94. Tableau 5.2. Les caractéristiques des métaux

P 94. Tableau 5.3. Les caractéristiques des papiers

P 94. Tableau 5.4. Les caractéristiques des fruits

P 95. Tableau 5.5. Les caractéristiques des pneus

P 95. Tableau 5.6. Les caractéristiques des terres

P 95. Tableau 5.7. Les caractéristiques des bois

P 96. Tableau 5.8. Les caractéristiques de visage homme

P 97. Tableau 5.9. Les caractéristiques de visage femme

P 98. Tableau 5.10. Les caractéristiques de la main d'homme

P 99. Tableau 5.11. Les caractéristiques de la main femme

P 100. Tableau 5.12. Les caractéristiques de l'abdominal de l'homme

P 100. Tableau 5.13. Les caractéristiques de l'abdominal de la femme

P 101. Tableau 5.14. Les caractéristiques de la poitrine de l'homme

P 101. Tableau 5.15. Les caractéristiques de la poitrine de la femme

P 102. Tableau 5.16. Les caractéristiques de dos de l'homme

La liste des tableaux

P 102. Tableau 5.17. Les caractéristiques de dos de la femme

P 103. Tableau 5.18. Les caractéristiques de jambe de l'homme

P 104. Tableau 5.19. Les caractéristiques de jambe de la femme

P 105. Tableau 5.20. Les caractéristiques de l'abdominal avec cheveux

P 105. Tableau 5.21. Les caractéristiques de la main avec cheveux

P 105. Tableau 5.22. Les caractéristiques de la poitrine avec cheveux

P 105. Tableau 5.23. Les caractéristiques de visage avec cheve

La liste des figures

- P 43. Figure 2.1. Architecture de clustring hiérarchique*
- P 47. Figure 2.2. Exemple de clustring basée sur la densité*
- P 56. Figure 3.1. Réseau de neurone avec 3 entrées et 1 sortie*
- P 58. Figure 3.2. Fonction de Sigmoide*
- P 58. Figure 3.3. Fonction d'Hyperbolique*
- P 59. Figure 3.4. Fonction Gaussienne*
- P 59. Figure 3.5. Fonction à Seuil*
- P 61. Figure 3.6. Réseau de neurone à n neurones d'entrés, une couche de n_1 neurones cachés et n_2 neurone de sortie*
- P 62. Figure 3.7. Réseau de neurones complètement connecté*
- P 63. Figure 3.8. Réseau de neurones multi couches*
- P 65. Figure 3.9. Réseau de neurone bouclé*
- P 74. Figure 3.10. Organigramme de conception d'un réseau de neurone*
- P 77. Figure 4.1 Réseau de neurone à 3 couches*
-

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

La peau est un paysage complexe qu'il est difficile de le reconnaître pour de nombreuses raisons, en même temps c'est un domaine très intéressant c'est pour ça qu'on trouve de nombreuses applications importantes liées à la recherche et l'analyse du comportement des personnes sur des images ou des séquences vidéo, certaines de ces applications sont de suivi visuel de surveillance, de détection des visages, reconnaissance geste de la main, de recherche et de filtrage de contenu d'une image sur le web, et bien d'autres, Ces domaines font appel à plusieurs méthodes et approches telles que les réseaux de neurones, les algorithmes évolutionnaires, les algorithmes génétiques, ...etc. Le système immunitaire artificiel est une autre approche qui peut être appliquée à la reconnaissance de la peau humaine.

Pour atteindre cet objectif, la détection de personnes par la couleur de la peau devient généralement un outil très utilisé. Où la classification des pixels d'une image d'entrée se fait en deux groupes: pixels peau et les pixels non-peau. Différents espaces de couleur et classificateurs de couleur de la peau ont été rapportés dans la littérature [Phung et al, 2005]. Pour la modélisation des couleurs de la peau, la plupart des auteurs utilisent principalement trois types d'espaces de représentation couleur [Kakumanu et al. 2007]: des espaces de base, la perception et orthogonaux.

Le premier groupe correspond au format le plus couramment utilisée, pour représenter et stocker une image numérique, et il comprend des espaces comme RVB ou RGB normalisé.

Le deuxième groupe sépare les caractéristiques perceptives de la couleur (telles que la teinte, la saturation et l'intensité). Ces caractéristiques sont mélangées en RGB, et ce second groupe comprend des espaces comme HSV, TSL ou HSI.

Le dernier groupe réduit la redondance dans les canaux RVB par représentant la couleur avec statistiquement indépendants composants, et il comprend des espaces comme YCbCr ou YIQ.

INTRODUCTION GENERALE

Parmi les techniques de classification de la peau, certains seuils représentant l'utilisation des œuvres et histogrambased algorithmes [Zarit et al., 1999], simple gaussienne et des modèles de mélange gaussien [Terrillon et al., 2000], classificateur de Bayes [Jones et Rehg, 1999], les méthodes floues[Soria-Frisch et al., 2007], et ainsi de suite.

Cependant, la détection de couleur de la peau présente plusieurs problèmes importants dans des conditions non contrôlées: elle est affectée par l'éclairage, il peut être confondu dans la couleur différente espaces avec la couleur des surfaces métalliques ou en bois et aussi la couleur de peau peut changer d'une personne à l'autre (Même avec des personnes de la même origine ethnique).

La texture est une autre caractéristique importante pour la reconnaissance de peau humaine, mais rarement été utilisée pour la classification de cette dernière.

La reconnaissance à base de texture prend en compte les relations de position entre les pixels dans une région de l'image. Il ne considère pas seulement un pixel, mais son comportement dans une région qui est nommé Texel. A cause de résultats perturbés obtenus par l'utilisation de couleur de la peau dans les conditions mentionnées, nous avons considéré dans ce travail une classification par l'attribut texture en tant que caractéristique de la peau.

Plusieurs méthodes et approches telles que les réseaux de neurones, les algorithmes évolutionnaires, les algorithmes génétiques, ...etc. Le système immunitaire artificiel est une autre approche qui peut être appliquée à la reconnaissance de la peau humaine comme nous avons indiqué avant, les réseaux de neurones c'est la méthode choisie dans ce travail pour faire la classification.

La problématique

Nous nous sommes principalement intéressés au problème d'identification de pixels de peau dans l'image. Ce sujet de recherche est un enjeu important dans plusieurs domaines d'application. Dans la littérature scientifique, il existe de nombreuses méthodes pour détecter dans l'image les régions de peau, comme le visage et/ou les mains d'une personne. Plusieurs approches principales se détachent. La plus utilisée, c'est la détection par la couleur. La problématique posée à ce niveau, c'est que la couleur ne nous donne pas une vraie décision lorsqu'il s'agit d'une image qui contient des couleurs similaires à la peau.

Objectif

Notre objectif est de développer un modèle permettant de détecter toutes les régions de peau d'une image par l'utilisation de l'attribut texture.

L'intérêt que revêt notre travail est de vérifier si l'attribut « textures de la peau » est suffisamment robuste pour permettre, soit d'identifier les zones peau à lui seul, soit d'être utilisé comme second paramètre dans l'identification de la peau.

Identifier de façon fiable les pixels peau de ceux non peau pour aider efficacement dans diverses applications telles la détection des faces, des mains...etc. Celle qui nous intéresse et pour laquelle l'idée du présent mémoire a été initiée, c'est l'élimination d'images ou scènes vidéo obscènes.

Organisme de mémoire

Ce mémoire est divisé en cinq chapitres :

Le premier chapitre est consacré à un état de l'art sur les travaux faits sur la reconnaissance de la peau humaine par l'utilisation de l'attribut texture, où nous avons présenté les méthodes et les étapes suivies dans ces travaux.

Le deuxième chapitre contient un état de l'art sur les méthodes de classification, dans, ce chapitre on a cité les méthodes les plus connues et les plus utilisées pour les deux types d'apprentissage le supervisé et le non supervisé.

Le troisième chapitre comporte une définition détaillé sur les réseaux de neurone, où nous avons parlé sur les types des réseaux, les différentes architectures, les fonctions d'activation et les algorithmes d'apprentissage.

Le chapitre quatre est consacré à l'application principale de réseau de neurone sur notre travail où nous avons donné tous les choix possibles et les raisons avec lesquels on a préféré un choix par rapport à un autre.

En fin nous terminerons par un cinquième chapitre qui comporte quelques tests sur des différentes textures peau et non peau avec leur résultats obtenus, nous avons aussi interprété ces résultats pour atteindre à la fin un résultat final qui nous permet de sortir avec une vue globale sur les caractéristiques des textures.

Chapitre I : Etat de l'art

Chapitre I : Etat de l'art	16
I. Introduction	17
I. Reconnaissance de la texture de la peau par l'utilisant des réseaux neuronaux.....	17
II.1. Les étapes de travail	17
II.2. Exécution et résultats	18
I. L'algorithme de sélection négative: un apprentissage supervisé Approche pour la détection et la classification de la peau.....	19
III.1. Etapes de travail	20
II. Comparaison entre la couleur et la texture pour la détection de la peau humaine ... ???.....	23
IV.1. Segmentation basée sur la texture	23
IV.2. Les étapes de calcul de RVB(RGB en anglais).....	24
IV.3. L'algorithme proposé SVC-base pour la détection de la peau dans l'espace couleur RVB pour chaque région Texel de la texture.....	27
IV.4. Conclusion	30

I. Introduction

Les travaux de détection de la peau humaine par l'utilisation de l'attribut texture sont très rares car presque tous les travaux de ce domaine se fait par l'attribut couleur de la peau, ce qui est disponible comme publication sur ce thème sont indiqués par la suite.

II. Reconnaissance de la texture de la peau par l'utilisant des réseaux neuronaux

Ce travail est réalisé par Nidhal K. Al abbadi et Nizar Saadi Dahir et Zaid Abd Alkareem au niveau de l'université de Kufaè Nadjef -Iraq-.

Ils ont travaillé sur la détection de la peau humaine par la texture, pour faire une combinaison avec la détection par couleur de la peau.

II.1. Les étapes de travail

L'algorithme utilisé pour la reconnaissance de la texture de la peau est composé de trois tâches principales :

- (a) Création de la bibliothèque de la peau représentant caractéristiques
- (b) Formation du réseau de neurones
- (c) Classification.

La bibliothèque de la texture de la peau

Cette bibliothèque est composée de 300 images des textures de peau de taille de 80X80 pixels. Elle est composée aussi de divers types de peau, des endroits différents du corps humain et dans des conditions différentes d'éclairage.

La structure de réseau de neurone

Ils ont utilisé un neurone rétro propagation avec un taux d'apprentissage adaptable. Les réseaux de neurone ont 3 couches, une couche d'entrée (13 neurones), une couche cachée (50 neurones), et la couche de sortie (1 neurone). L'entrée au réseau de neurone est un vecteur contenant 13 composantes ce sont les 4 caractéristiques de texture et la couleur, le RN a une seule sortie.

La classification

Car ils ont utilisé une classification supervisé, ils ont classé les objets (images) dans des classes connues aprioris qui sont peau ou non-peau.

II.2. Exécution et résultats

Exécution

Pour tester leur système, ils ont utilisé 50 images de texture de la peau humaine et 50 images de texture non-peau. Ces images n'ont pas été utilisées dans la phase de formation de réseau de neurone (c.-à-d. l'étape d'apprentissage) et elles ont été prises dans des différentes conditions d'éclairage, pour les différentes races humaines et des différentes perspectives de la forme.

Résultat

Ils ont trouvé finalement à partir des chiffres obtenus que le système a donné des résultats très encourageants pour la peau et non-peau. L'utilisation de la texture et la fonctionnalité de couleur amélioré la performance de leur système et ils ont eu une précision de la reconnaissance de 96% dans le test de généralisation.

Cette précision s'avère que les caractéristiques de texture sont très utiles pour la reconnaissance des peaux et lorsque on ajoute ça aux caractéristiques de couleur qui sont utilisées dans de nombreuses applications.

Ils constatent que seulement 4 échantillons sont faussement reconnus que non-peau sous forme de 50 échantillons de peau. Ils ont dit que les images non-reconnues sont prises dans des conditions d'éclairage qui sont très différentes des conditions d'éclairage normal.

III. L'algorithme de sélection négative: un apprentissage supervisé Approche pour la détection et la classification de la peau.

Ce travail est réalisé par Esmâ Bendiab et Mohamed Kheireddine Kholladi au niveau de l'université de Mentouri de Constantine Algérie.

Ils ont travaillé avec l'algorithme de sélection négative pour détecter et classer la peau humaine, et aussi avec les systèmes artificiels d'immunitaires qui sont relativement une nouvelle classe du méta-heuristique qui imite les aspects de l'immunitaire de système humain pour résoudre des problèmes de calcul, Ils ont trouvé que la détection de la couleur de peau est une tâche difficile et que la couleur de la peau dans une image est sensible à différents facteurs tels que: éclairage, caractéristiques de la caméra, l'appartenance ethnique, et les caractéristiques individuelles comme l'âge, le sexe et les parties du corps etc. ... Tous ces facteurs influent sur la couleur de peau apparence. Un chevauchement important entre la peau et pixels non-peau est un autre problème à prendre en considération. Pour les raisons ci-dessus, faire combiner les caractéristiques de la texture de peau avec sa fonctionnalité de couleur accroître la précision des classifications de peau.

III.1. Etapes de travail

a- Extraction de texture

L'analyse de texture est un domaine de recherche actif dans les modèles de la reconnaissance. Une variété de techniques a été utilisée pour mesurer la similarité de la texture. Une approche propose : une matrice de co-occurrence qui utilise une échelle de grise dans l'image. Ils ont dit qu'ils peuvent extraire les caractéristiques de texture, tels que: entropie, l'énergie, le contraste, et l'homogénéité de la matrice de cooccurrence, Pour obtenir les caractéristiques de la texture en utilisant les formules mathématique est indiquée au tableau suivant :

Caractéristiques de la texture	Entropie	<p>Entropy</p> $= \sum_i \sum_j C(i,j) \log(C(i,j))$
	L'énergie	<p>Energy</p> $= \sum_i \sum_j C^2(i,j)$
	Contraste	<p>Contrast</p> $= \sum_i \sum_j (i-j)^2 C(i,j)$
	Homogénéité	<p>Homogeneity</p> $= \sum_i \sum_j \frac{C(i,j)}{1 + i-j }$

Tableau 1.1. Caractéristiques représentants la texture

b- Application de l'algorithme

Le principe de l'algorithme, tel qu'est défini précédemment, est ajusté à la classification par la couleur de la peau et la texture de la peau, et il est présenté dans les étapes suivantes:

1.Initialisation:

- Extraction de caractéristiques: Sélectionner un ensemble de pixels et de leurs quartiers dans l'ensemble de formation représentant une surface de peau d'une image choisie. Cet ensemble représente l'ensemble de soi.
- Les paramètres d'extraction: Sélectionnez le seuil r qui est un paramètre qui établit le degré de concordance sur les r positions.

2.Apprentissage:

- Générer aléatoirement un nombre N de détecteurs de candidats
 - L'évaluation d'affinité: Déterminer la distance euclidienne entre les capteurs et chaque élément de candidats et l'ensemble de formation (l'ensemble de soi).
- Sélection:*

Si un détecteur de candidats correspond à un élément de soi sur les r positions contiguës, Le détecteur est enlevé.

Sinon, le candidat est ajouté à un des détecteurs pertinents ensemble (de solutions).

3.Classification:

- Sélectionnez un pixel et calculer les mesures appropriées sur son quartier.
- Match du pixel sélectionné avec des détecteurs pertinents fixés. Si deux chaînes correspondent aux positions r ensuite l'élément convient pour définir le non-soi, sera classé dans la classe non peau, et il sera retiré de la population. Sinon, le pixel correspond à l'ensemble de soi il sera classé dans la classe la peau.

c- Exécution

Le processus de sélection négative de l'algorithme d'apprentissage est fait en utilisant une collection de 300 images qui composent la bibliothèque de texture de la peau. Les types de peau en général: blanchâtre, brunâtre, jaunâtre et noirâtre peaux, Intérieure et extérieure, des images avec des conditions d'éclairage variables et variées milieux sont également incluses dans la base de données d'apprentissage.

Pour chaque image dans la base de données d'apprentissage, ils ont considéré comme un ensemble de pixels d'une fenêtre de voisinage de taille de $16 * 16$ pixels. Le nombre de détecteurs est N , qui sont générés de façon aléatoire, est de 500 détecteurs. Le paramètre r définit le nombre de la position contiguë par lequel chaînes de la peau et les détecteurs sont reliés.

À la fin du processus d'apprentissage, ils ont accueilli 300 pertinents détecteurs, la définition de la peau non pixels. Par conséquent, 200 détecteurs ont été retirés de la population initiale de détecteurs auto.

Dans l'étape suivante, ils ont effectué le processus de la classification. Pour tester leur système, ils ont utilisé des images d'êtres humains, qui n'ont pas été utilisées dans le processus d'apprentissage.

d- Conclusion

Proposé une détection de la peau et approche de classification basée sur l'algorithme de sélection négative à partir de systèmes artificiels immunitaire. Le projet d'approche est basé sur un apprentissage supervisé, qui vise à classer les pixels dans des classes peau ou non peau. L'approche opère principalement sur des images couleurs, le traitement est effectué sur deux étapes: l'apprentissage et la classification. Outre l'utilisation des fonctionnalités des couleurs, ils utilisent également de l'information de texture, ce qui rend robuste contre bruyants

pixels et donc d'augmenter la précision globale. En outre, ils n'ont pas utilisé un seuil strict, que certaines approches dédiées à cet effet, ce qui le rend applicable dans une variété de conditions d'imagerie.

IV. Comparaison entre la couleur et la texture pour la détection de la peau humaine

Ce travail est réalisé par A. Conci, E. Nunes au niveau Institut d'Informatique, Université fédérale Fluminense, Nitre, Brésil.

Et J. J. Pantrigo, A. Snchez departement des sciences d'informatique université de Madrid Espagne.

Ce travail explore l'utilisation de la texture comme un descripteur pour l'extraction de pixels dans les images de la peau. Pour cet objectif, ils ont analysé et comparé un algorithme base sur la couleur pour la détection de la peau (à l'aide RGB,HSV et espaces de représentation YCbCr) avec un algorithme de localisation de texture de la peau à base de ce qui a utilisé une mesure Spectral appelée coefficient de variation (SVC) pour évaluer les caractéristiques région(ce qui nous intéresse dans notre travail). Ils ont montré l'utilité de chaque fonctionnalité de segmentation peau (couleur par rapport à la texture) en vertu de différentes expérimentations qui ont comparé la précision de leurs algorithmes dans le cadre du même ensemble d'images.

IV.1. Segmentation basé sur la texture

Ils ont utilisé une méthode de segmentation qui considère toutes les bandes RVB(RGB en anglais) ou d'autres espaces couleurs des combinaisons.

Il permet aussi à la différence entre les différentes combinaisons de couleurs et la texture dans la même image. Il est basé sur le coefficient de variation spectrale [Nunes et Conci, 2007] pour évaluer les régions

caractéristiques (il peut être utilisé pour les très petites aux très grandes régions) et il permet d'obtenir une texture correcte en temps réel limité. Il permet également de distinguer entre les différentes textures peau avec un changement sur le même type des modèles. La relation de position entre les pixels sur le Texel (élément ou la texture) est considérée.

Les canaux de l'information de couleur pour chaque pixel sont combinés en une nouvelle façon, considérer leur moyenne et l'écart type. Ce régime est de calcul très efficace et il est adapté pour des applications en temps réel qui combinent les couleurs et la texture. Il peut être utilisé pour tout type de texture, car les règles de texture de ce que seront identifiés sont complètement proposées par l'utilisateur des semences et sont adaptées à chaque situation. En outre k-means clustering technique est utilisée pour segmenter les régions selon la valeur SVC pour chaque bande de Texel.

IV.2. Les étapes de calcul de RVB(RGB en anglais)

a- Première étape

La première étape dans le calcul de la SVC pour chaque Texel est de combiner les informations des trois canaux originaux de la couleur de l'image. La taille de Texel est définie par l'utilisateur ou par l'application. Dans leur implémentation il doit avoir une forme carrée, avec $M \times M$ pixels, allant de $M = 3$ à 21 et en utilisant impair M des valeurs (qui est de 3×3 , 5×5 , ..., 21×21). Pour montrer comment la combinaison de canaux est effectuée, ils vont utiliser une méthode numérique comme exemple.

b- Deuxième étape

Pour parvenir à une meilleure caractérisation de la texture variations dans le Texel, considérant aussi le canal l'ordre, la valeur de l'intensité du pixel de chaque canal(R, G ou B) est

Chapitre I : Etat de l'art

remplacée par une nouvelle valeur compte tenu des deux autres canaux, comme le montre la Figure suivante :

	R	G	B
$c = \text{original value}$	175	168	143
a	168	143	175
b	143	175	168
$x = \sqrt{a^2 + (b+1)^2}$	221,269	226,771	243,282
$y = \text{arc tg}(a/(b+1))$	0,862	0,682	0,803
$\text{temp value} = x \times y$	190,772	154,729	195,316
c	154,729	195,316	190,772
d	195,316	190,772	154,729
$x = \sqrt{c^2 + (d+1)^2}$	259,618	229,076	242,876
$y = \text{arc tg}(c/(d+1))$	0,740	0,823	0,630
$\text{new value} = x \times y$	192,040	188,594	152,902

Tableau 1.2. L'intensité mélangée calculé dans RGB pour un pixel

Dans leur exemple de calcul SVC, ils ont utilisé D4 métriques, également connu sous le nom de Manhattan ou de la ville distance bloc [Sonka et al., 1999], de classer chaque pixel dans le Texel en fonction de sa distance à la centrale position. Cependant, toute métrique d'autres peut être utilisée dans la mise en œuvre de la procédure de SVC. Laisser q (s, t) et p (x, y) pixels être sur le (s, t) et (x, y) positions respectivement, puis la D4 (p, q) est définie comme suit :

$$D_4(p, q) = |x - s| + |y - t|$$

c- Troisième étape

Pour illustrer le calcul, ils ont examiné six groupes de pixels correspondant à la D_4 métriques classes de distance sur un Texel 7×7 sur l'analyse: a) $D_4 \leq 1$, b) $D_4 \leq 2$, c) $D_4 \leq 3$, d) $D_4 \leq 4$, e) $D_4 \leq 5$ et f) $D_4 \leq 6$.

Qui illustre les niveaux d'intensité de l'un des 3 canaux après le mélange (R par exemple) pour un Texel de 7×7 pixels, où chaque classe à différentes Distances D_4 sont représentés dans la couleur différente (ici représenté les valeurs de la distance de 1 à 6. Le nombre de classes de distance D_4 à l'examen est bien sûr lié à la taille Texel.

d- Dernière étape

Enfin, le SVC combine des informations de la position spatiale des pixels de l'élément de texture. Pour chaque valeur de canal mélangé par le moyen md et la norme SD écart à l'intérieur de chaque classe de distances, afin d'obtenir:

$$SVD = \arctg\left(\frac{md}{sd + 1}\right) \sqrt{md^2 + (sd + 1)^2}$$

IV.3. L'algorithme proposé SVC-base pour la détection de la peau dans l'espace couleur RVB pour chaque région Texel de la texture

Ils ont proposé un pseudo-code pour la méthode de détection fondée sur SVC(Spectrale du Coefficient de Variation) de la peau pour chaque région Texel de la texture et il est défini comme suit :

Procedure SVCSkinDetection (TextIn)

// texelIn in a sample texture region where each pixel in represented by its Red, Green and Blue components

begin

for each pixel and each channel of texelIn **do**

 Compute blending_texel value using texelIn; *// as in Table 1*

 Compute each distance class based on each pixel position in blending_texel;

//using equation (3)

for each channel of blending_texel **do**

for each distance class of blending_texel **do**

 Compute mean $\overline{m_d}$ and the standard deviation $\overline{s_d}$ values;

 Compute SVC of the distance class; *//using equation (4)*

endfor

 Compute SVC of the color channel; *//as in Table 2*

endfor

```
return (SVCR,SVCG,SVCB) for each channel in RGB space for region  
    texelIn  
  
end
```

Expériences effectuées pour comparer la couleur et la texture à base de méthodes de classification de la peau.

Au départ, ils ont essayé d'utiliser la base de données Compaq [Jones et Rehg, 1999] pour les expériences. Cependant, ils ont vérifié visuellement que dans de nombreuses images de ce segmentation la peau base des données manuel n'était pas correcte.

Ils ont testé à l'aide des quatre autres couleurs d'images réelles là où la peau a été la main segmenté. Pour chacune de ces images, le correspondant nombre de pixels et pourcentages de la peau et pixels non-peau sont présentés dans un tableau.

Pour comparer l'exactitude de la segmentation de la couleur et l'autre de la texture, des erreurs de classification correspondant: faux positifs (FP) et de faux négatifs (FN) est présenté.

Certaines expériences ont été effectuées pour comparer la couleur et la texture à base de méthodes de classification peau. Tout d'abord, ils ont analysé et comparé l'effet des espaces de couleur testé (RGB, HSV et YCbCr, respectivement) dans la classification de la peau en utilisant l'algorithme qui est basé sur la couleur de la peau. Cet algorithme nécessite à partir de trois paramètres de seuil: *thRegion* que représente le pourcentage de pixels pour une région d'être humaine «région de la peau», selon la distance Battacharyya, *thNeighbour* qui est le pourcentage de pixels pour un voisin d'une "zone de peau" à une nouvelle "région de la peau", et *thRGB* qui

représente le pourcentage de pixels peau à l'aide d'une équation mathématique dans une région pour être finalement marqué comme «zone de peau". Après quelques expérimentations, ils ont conclu que les valeurs des paramètres ont été bonnes.

Le résultat de l'algorithme à base de la texture pour l'image même est également indiqué dans le test. En général, l'espace de couleur HSV produit des résultats de détection mieux que les deux autres qui ont utilisé l'espace de couleur. Par conséquent, ils ont quantifié par rapport la FP et FN erreurs produites par leur algorithme de couleur dans l'espace HSV avec le correspondant celles produites par la méthode de segmentation de texture pour les quatre images de test. Les résultats correspondants sont présentés dans des tableaux. Un tableau correspond à des résultats pour l'algorithme de HSV qui base sur la couleur de la peau et un autre tableau est renvoyé les résultats pour la segmentation de la peau à base de texture. Les deux tableaux montrent les pourcentages de bien pixels peau détectée (la somme des pourcentages de TP et TN) et incorrectement détecté pixels peau (la somme des pourcentages de FP et FN) pour chaque algorithme respectifs et de l'image test.

Certaines conclusions peuvent être extraites à partir des expériences

- ✓ Pour les images de test a examiné la méthode de détection de la peau basée sur la couleur réduit en moyenne un 22,4% de taux de faux positifs (FP). Ceci est principalement en raison de l'élimination finale des régions de la peau trouvé, ce qui élimine certaines régions marquées à l'aide la peau explicite détection de la peau à base de pixels RVB.

Ainsi, les régions initiales de la peau où le pourcentage de pixels peau est supérieur à un seuil expérimental sont désormais qualifiées des régions de «non-peau».

- ✓ Pour les images de test a examiné la méthode de détection de la peau à base de texture de réduire en moyenne de% 43,6 le taux de faux négatifs (FN).

En considérant à la fois la FP et FN des taux d'erreur de la bande, l'approche de détection à base de texture de la peau réduit en moyenne, un 13,6% de la peau avec pixels mal classés S'agissant de l'approche basée sur la couleur (en 3,93% en des erreurs dans les approches basées sur la couleur par rapport à un 3,4% dans la méthode à base de texture).

IV.4. Conclusion

Ce travail présente et compare à la fois un algorithme à la base de couleur de la peau et un autre à la base de texture de la peau. Bien que la plupart des travaux de détection de la peau soient basés sur la modélisation de la peau sur les différents espaces de couleur, ils ont exploré l'utilisation de la texture comme un Descripteur pour l'extraction des pixels de peau dans les images. La détection de la peau par l'approche basée sur la texture réduit en moyenne une13,6% des pixels peau mal classés par rapport à la approche basée sur la couleur pour les images de test considérées.

V. Conclusion

Ce chapitre présente une vue sur les principaux travaux dans le domaine de la reconnaissance et la classification de la peau humaine par l'utilisation de l'attribut texture, nous avons cité quelques travaux proches à notre travail.

Chapitre II : Etat de l'ART sur les méthodes de classification

Chapitre II : Etat de l'ART sur les méthodes de classification.....	32
I. L'apprentissage automatique	34
1. Introduction	34
2. Définition	35
3. Principe	36
4. Types d'apprentissages	36
4.1. Apprentissage Supervisé	36
4.1.1. Définition	36
4.1.2. Méthodes d'apprentissage supervisé	37
4.1.2.1. <i>Boosting</i>	37
4.1.2.2. Les Réseaux de neurones	37
4.1.2.3. <i>K-PPV</i>	39
4.1.2.4. <i>Arbre de décision</i>	40
4.2. Apprentissage non supervisé.....	41
4.2.1. Définition	41
4.2.2. Méthodes d'apprentissage non supervisé	41
4.2.2.1. <i>Clustering hiérarchique</i>	42
4.2.2.2. <i>Clustering K-means</i>	45
4.2.2.3. <i>Clustering statistique</i>	46
4.2.2.4. <i>Clustering basée sur la densité</i>	47
4.2.2.5. <i>Clustering basée sur les grilles</i>	48
4.2.2.6. <i>Clustering basé sur les graphes</i>	49
4.2.2.7. <i>Clustering spectral</i>	50
4.2.2.8. <i>Clustering Hybride</i>	50

4.2.2.9. <i>Subspace clustering ascendant</i>	51
5. Conclusion	52

I. L'apprentissage automatique

1. Introduction

Les méthodes de classification ont pour but d'identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de certains traits descriptifs. Elles s'appliquent à un grand nombre d'activités humaines et conviennent en particulier au problème de la prise de décision automatisée. Il s'agira, par exemple, d'établir un diagnostic médical à partir de la description clinique d'un patient, de donner une réponse à la demande de prêt bancaire de la part d'un client sur la base de sa situation personnelle, de déclencher un processus d'alerte en fonction de signaux reçus par des capteurs. Une première approche possible pour résoudre ce type de problème est l'approche "systèmes experts". Dans ce cadre, la connaissance d'un expert (ou d'un groupe d'experts) est décrite sous forme de règles. Cet ensemble de règles forme un système expert qui est utilisé pour classer de nouveaux cas. Cette approche, largement utilisée dans les années 80, dépend fortement de la capacité à extraire et à formaliser les connaissances de l'expert. Nous considérons ici une autre approche pour laquelle la procédure de classification sera extraite automatiquement à partir d'un ensemble d'exemples. Un exemple consiste en la description d'un cas avec la classification correspondante. Par exemple, on dispose d'un historique des prêts accordés avec, pour chaque prêt, la situation personnelle du demandeur et le résultat du prêt (problèmes de recouvrement ou non). Un système d'apprentissage doit alors, à partir de cet ensemble d'exemples, extraire une procédure de classification qui, au vu de la situation personnelle d'un client, devra décider de l'attribution du prêt. Il s'agit donc d'induire une procédure de classification générale à partir d'exemples. Le problème est donc un problème inductif, il s'agit en effet d'extraire une règle générale à partir de données observées. La procédure générée devra classer correctement les exemples de l'échantillon mais surtout avoir un bon pouvoir prédictif pour classer correctement de nouvelles descriptions.

Les méthodes utilisées par les systèmes d'apprentissage sont très nombreuses et sont issues de domaines scientifiques variés. Les méthodes

statistiques supposent que les descriptions des objets d'une même classe se répartissent en respectant une structure spécifique à la classe. On fait des hypothèses sur les distributions des descriptions à l'intérieur des classes et les procédures de classification seront construites à l'aide d'hypothèses probabilistes. La variété des méthodes viendra de la diversité des hypothèses possibles. Ces méthodes sont appelées semi-paramétriques. Des méthodes non paramétriques (sans hypothèse a priori sur les distributions) ont été également proposées en statistiques. Les méthodes issues de l'intelligence artificielle sont des méthodes non paramétriques. On distingue les méthodes symboliques (la procédure de classification produite peut être écrite sous forme de règles) des méthodes non symboliques ou adaptatives (la procédure de classification produite est de type << boîte noire >>). Parmi les méthodes symboliques, les plus utilisées sont basées sur les arbres de décision. Pour les méthodes adaptatives, on distingue deux grandes classes : les réseaux de neurones et les algorithmes génétiques.

2. Définition

Il s'agit lors de cette étape d'apprendre au système les propriétés pertinentes du vocabulaire utilisé et de l'organiser en modèles de références.

L'idéal serait d'apprendre au système autant d'échantillons que de formes d'écritures différentes, mais cela est impossible à cause de la grande variabilité de l'écriture qui conduirait à une explosion combinatoire de modèles de représentation. La tendance consiste alors à remplacer le nombre par une meilleure qualité des traits caractéristiques [N. Ben Amara 1999], [Al-Badr 1995]. L'apprentissage consiste en deux concepts différents : l'entraînement et l'adaptation. L'entraînement consiste à enseigner au système la description des caractères tandis que l'adaptation sert à améliorer les performances du système en profitant des expériences précédentes. Certains systèmes permettent à l'utilisateur d'identifier un caractère lorsqu'ils échouent à le reconnaître et ils utilisent l'entrée de l'utilisateur à chaque fois que le caractère est rencontré [Al-Badr 1995].

3. Principe

Les algorithmes utilisés permettent, dans une certaine mesure, à un système piloté par ordinateur (un robot éventuellement), ou assisté par ordinateur, d'adapter ses analyses et comportements en réponse, en se fondant sur l'analyse de données empiriques provenant d'une base de données ou de capteurs.

La difficulté réside dans le fait que l'ensemble de tous les comportements possibles compte tenu de toutes les entrées possibles devient rapidement trop complexe à décrire (on parle d'explosion combinatoire) dans les langages de programmation disponibles. On confie donc à des programmes le soin d'ajuster un modèle permettant de simplifier cette complexité et de l'utiliser de manière opérationnelle. De plus, ce modèle est adaptatif, de façon à prendre en compte l'évolution de la base des informations pour lesquelles les comportements en réponse ont été validés, ce que l'on appelle apprendre ; ceci permet d'auto-améliorer le système d'analyse ou de réponse (commande adaptative...), ce qui est une des formes que peut prendre l'intelligence artificielle.

4. Types d'apprentissages

Les procédés d'apprentissage sont différents. D'une manière générale, on distingue deux types de techniques d'apprentissage : supervisé et non supervisé.

4.1. Apprentissage Supervisé :

4.1.1. Définition

Apprentissage supervisé est une technique d'apprentissage automatique où l'on cherche à produire automatiquement des règles à partir d'une base de données d'apprentissage contenant des « *exemples* » (en général des cas déjà traités et validés).

4.1.2. Méthodes d'apprentissage supervisé

Il existe plusieurs méthodes d'apprentissage supervisé les plus connues sont les suivantes :

- Boosting
- Machine à vecteurs de support
- Mélanges de lois
- Réseau de neurones
- Méthode des k plus proches voisins
- Arbre de décision
- Classification naïve bayésienne
- Inférence grammaticale
- Espace de versions

Les méthodes les plus utilisées sont :

4.1.2.1. Boosting

Le boosting est un principe qui regroupe de nombreux algorithmes qui s'appuient sur des ensembles de classifieurs binaires : le boosting optimise leurs performances.

Le principe est issu de la combinaison de classifieurs (appelés également hypothèses). Par itérations successives, la connaissance d'un classifieur faible - *weak classifier* - est ajoutée au classifieur final - *strong classifier*.

4.1.2.2. Les Réseaux de neurones

Un réseau de neurones (ou *Artificial Neural Network* en anglais) est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspiré du fonctionnement de vrais neurones (humains ou non). Les réseaux de neurones sont généralement optimisés par des méthodes d'apprentissage de type statistique

grâce à leur capacité de classification et de généralisation, tels que la classification automatique de codes postaux ou la prise de décision concernant un achat boursier en fonction de l'évolution des cours. Ils enrichissent avec un ensemble de paradigmes permettant de générer de vastes espaces fonctionnels, souples et partiellement structurés. Ils appartiennent d'autre part à la famille des méthodes de l'intelligence artificielle qu'ils enrichissent en permettant de prendre des décisions s'appuyant davantage sur la perception que sur le raisonnement logique formel.

Structure du réseau :

Un réseau de neurones est en général composé d'une succession de couches dont chacune prend ses entrées sur les sorties de la précédente. Chaque couche (i) est composée de N_i neurones, prenant leurs entrées sur les N_{i-1} neurones de la couche précédente. À chaque synapse est associé un poids synaptique, de sorte que les N_{i-1} sont multipliés par ce poids, puis additionnés par les neurones de niveau i, ce qui est équivalent à multiplier le vecteur d'entrée par une matrice de transformation. Mettre l'une derrière l'autre, les différentes couches d'un réseau de neurones reviendrait à mettre en cascade plusieurs matrices de transformation et pourrait se ramener à une seule matrice, produit des autres, s'il n'y avait à chaque couche, la fonction de sortie qui introduit un non linéarité à chaque étape. Ceci montre l'importance du choix judicieux d'une bonne fonction de sortie : un réseau de neurones dont les sorties seraient linéaires n'aurait aucun intérêt.

Apprentissage par réseau de neurones

Choix de l'architecture (nombre de couches, nombres de neurones) Algorithme de rétro-propagation de gradient
Utilisation d'un ensemble de validation.

Caractéristiques des réseaux de neurones

- ✓ Variables en entrée numériques, normalisées
Approximante universel
- ✓ Il peut y avoir plusieurs variables à expliquer
simultanément Boîte noire
- ✓ Long à apprendre

4.1.2.3. K-PPV

Définition :

C'est une méthode de classification supervisée très utilisée dans la reconnaissance des formes.

Méthode très simple et directe pour le classement.

Dans cette technique existe sous deux versions :

1/ L'une pour l'estimation de densité (descriptive)

2/ L'autre pour la classification probabiliste (prédictive)

Dans les deux cas, les variables doivent être numériques. Chaque individu peut donc être représenté par un point dans un espace ayant autant de dimensions qu'il y a de variables. L'échantillon peut alors être visualisé comme un « nuage de points ».

Dans les deux versions, l'utilisateur choisit d'abord un nombre entier K .

1) K-PPV en estimation de densité :

Pour estimer la densité autour d'un point P quelconque, on cherche simplement la plus petite sphère centrée sur P qui contienne exactement K

individus. La densité en P est considérée comme inversement proportionnelle au volume de la sphère.

2) K-PPV en classification :

Chaque individu est maintenant membre d'une classe parmi N .

Comme précédemment, on trace la plus petite sphère centrée sur P qui contienne exactement K individus. P est considéré comme appartenant à la classe qui est la plus représentée parmi les individus dans la sphère.

On peut même aller un peu plus loin, et considérer les probabilités d'appartenance de l'individu à chaque classe comme étant proportionnelles aux nombre d'individus de la sphère appartenant à ces mêmes classes : on peut donc ainsi faire de la classification probabiliste. On retrouve là la même approche à la classification probabiliste que celle utilisée dans les feuilles des Arbres de Décision.

Principe :

- ✓ Raisonnement à partir de cas
- ✓ Utilisation des cas similaires pour prendre une décision
- ✓ Pas d'étape d'apprentissage (avantages et inconvénients)

4.1.2.4. Arbre de décision

Dans les domaines de l'aide à la décision (informatique décisionnelle et entrepôt de données) et du datamining, certains algorithmes produisent des arbres de décision, utilisés pour répartir une population d'individus (de clients par exemple) en groupes homogènes, selon un ensemble de variables discriminantes (l'âge, la catégorie socio-professionnelle, ...) en fonction d'un objectif fixé et connu (chiffres d'affaires, réponse à un mailing, ...). À ce titre, cette technique fait partie des méthodes d'apprentissage supervisé. Il s'agit de prédire avec le plus de précision possible les valeurs

prises par la variable à prédire (objectif, variable cible, variable d'intérêt, attribut classe, variable de sortie, ...) à partir d'un ensemble de descripteurs (variables prédictives, variables discriminantes, variables d'entrées, ...).

4.2. Apprentissage non Supervisé :

4.2.1. Définition

L'apprentissage non supervisé consiste à séparer un ensemble d'objets en différents groupes (ou clusters) en fonction d'une certaine notion de similarité. Les objets qui sont considérés comme similaires sont ainsi associés au même cluster alors que ceux qui sont considérés comme différents sont associés à des clusters distincts.

4.2.2. Méthodes d'apprentissage non supervisé

Il existe plusieurs méthodes d'apprentissage supervisé les plus connues sont les suivantes :

- Clustering hiérarchique
- Clustering K-means
- Clustering statistique
- Clustering basée sur la densité
- Clustering basée sur les grilles
- Clustering basé sur les graphes
- Clustering spectral
- Clustering Hybride
- Subspace clustering ascendant

Les méthodes les plus utilisées sont :

4.2.2.1. Clustering hiérarchique

Le fondement de clustering hiérarchie est de créer une hiérarchie de clusters. A la racine de l'arbre est associé un unique cluster contenant l'ensemble des objets de la base, puis plus on descend dans l'arbre, plus les clusters sont spécifiques à un certain groupe d'objets considérés comme similaires.

Pour bien préciser ça dans la hiérarchie on dit

- * Le cluster contenant toutes les observations s'appelle la "Racine" de l'arbre.
- * Au bas de l'arbre, les clusters contenant qu'une seule observation s'appellent des "Feuilles".
- * Chaque cluster dans l'arbre s'appelle un "Nœud".
- * Une ligne joignant un nœud à l'un de ses enfants s'appelle une "Branche".

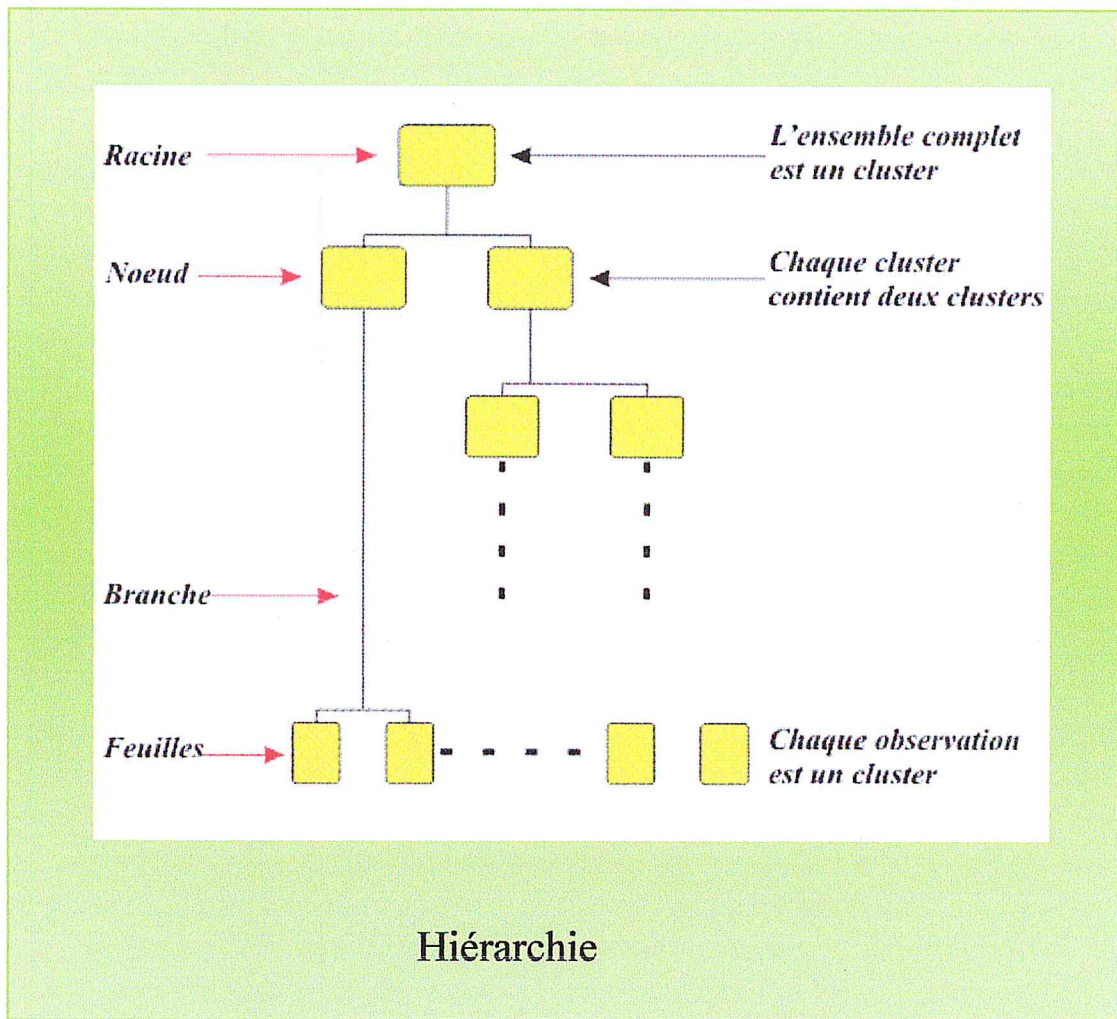


Figure 2.1. Architecture de clustering hiérarchique

Pour former une hiérarchie de clusters, il ya deux méthodes principales :

La méthode Ascendante :

La Classification Hiérarchique Ascendante (ou "par agrégation") démarrart avec autant de clusters que d'objets initiaux dans la base, puis fusionnant successivement les clusters considérés comme les plus similaires, jusqu'à ce que tous les objets soient réunis dans un unique cluster stocké à la racine de la hiérarchie formée.

A chaque étape, les deux clusters qui vont fusionner sont ceux dont la "distance" est la plus faible. il existe nombreuse définition de distance utilisée (la distance de Ward, la distance euclidienne)

Puis la Classification Ascendante Hiérarchique (ou « CAH ») continue, fusionnant à chaque étape les deux clusters les plus proches a l'aide de la distance choisie.

La méthode Descendante :

La Classification Hiérarchique Descendante (ou "par division") démarrant avec un unique cluster contenant l'ensemble des objets de la base, puis divisant successivement les clusters de manière à ce que les clusters résultants soient les plus différents possibles, et ce jusqu'à obtenir aux feuilles de la hiérarchie autant de clusters que d'objets dans la base.

A chaque étape, la distance entre les deux descendants soit la plus grande possible, de façon à créer deux clusters bien séparés. . Cette procédure est ensuite appliquée à chacun des descendants (procédure récursive) jusqu'à ce qu'il ne reste plus que des clusters ne contenant qu'une seule observation (objet).

Donc à ce niveau on peut dire que la différence en apprentissage entre ces méthodes.

Les méthodes ascendantes démarrent avec une solution tout à fait spécifique aux données, qui est ensuite généralisée à chaque étape

Les méthodes Descendantes démarrent avec une solution complètement générale, qui est ensuite spécialisée à chaque étape.

4.2.2.2. Clustering K-means

Etant donné le nombre K de clusters recherchées, la méthode de clustering K-means [Diday et al., 1982b] est la suivante:

- 1- choisir aléatoirement K objets de la base qui formeront l'ensemble de Cent-roïdes initiaux représentant les K clusters recherchés.
- 2- assigner chaque objet au cluster dont le Centroïde est le plus proche (affecter chaque objet O au cluster C de centre M tel que $\text{dist}(O,M)$ est minimum).
- 3- puis tant qu'au moins un objet change de cluster d'une itération à l'autre il faut :
 - mettre à jour les centroides des clusters en fonction des objets
 - mettre à jour les assignations des objets au cluster en fonctions de leur proximité au nouveau centroides
 - La troisième étape de cette procédure peut être effectuée de manière incrémentale ou non : à chaque fois qu'un changement d'assignation d'un objet est rencontré, les deux centroides de cluster sont mis à jour, soit tout les centroides sont mis à jour simultanément après toutes les assignations des objets au cluster.

Exemple :

- $A=\{1,2,3,6,7,8,13,15,17\}$. Créer 3 clusters à partir de A
- On prend 3 objets au hasard. Supposons que c'est 1, 2 et 3. Ça donne $C_1=\{1\}$, $M_1=1$, $C_2=\{2\}$, $M_2=2$, $C_3=\{3\}$ et $M_3=3$
- Chaque objet O est affecté au cluster au milieu duquel, O est le plus proche. 6 est affecté à C_3 car $\text{dist}(M_3,6) < \text{dist}(M_2,6)$ et $\text{dist}(M_3,6) < \text{dist}(M_1,6)$

On a $C_1=\{1\}$, $M_1=1$,

$$C_2 = \{2\}, M_2 = 2$$

$$C_3 = \{3, 6, 7, 8, 13, 15, 17\}, M_3 = 69/7 = 9.86$$

- $\text{dist}(3, M_2) < \text{dist}(3, M_3) \rightarrow 3$ passe dans C_2 . Tous les autres objets ne bougent pas. $C_1 = \{1\}$, $M_1 = 1$, $C_2 = \{2, 3\}$, $M_2 = 2.5$, $C_3 = \{6, 7, 8, 13, 15, 17\}$ et $M_3 = 66/6 = 11$
- $\text{dist}(6, M_2) < \text{dist}(6, M_3) \rightarrow 6$ passe dans C_2 . Tous les autres objets ne bougent pas. $C_1 = \{1\}$, $M_1 = 1$, $C_2 = \{2, 3, 6\}$, $M_2 = 11/3 = 3.67$, $C_3 = \{7, 8, 13, 15, 17\}$, $M_3 = 12$
- $\text{dist}(2, M_1) < \text{dist}(2, M_2) \rightarrow 2$ passe en C_1 .
 $\text{dist}(7, M_2) < \text{dist}(7, M_3) \rightarrow 7$ passe en C_2 . Les autres ne bougent pas. $C_1 = \{1, 2\}$, $M_1 = 1.5$, $C_2 = \{3, 6, 7\}$, $M_2 = 5.34$, $C_3 = \{8, 13, 15, 17\}$, $M_3 = 13.25$

4.2.2.3. Clustering Statistique

L'approche statistique du clustering consiste à supposer que les données ont été générées selon une loi paramétrique connue, mais de paramètres inconnus. On considère que les données ont été générées par un mélange de distributions de probabilités, la problématique étant alors de trouver, en fonction de données observées, les paramètres de ces distributions, ainsi que les probabilités de mélange, et les paramètres cachés du modèle correspondant aux affectations des objets aux différentes composantes du mélange.

Par exemple, lorsque les données sont de type numérique, on suppose classiquement qu'elles ont été générées selon un mélange de distributions gaussiennes [Ye and Spetsakis, 2003], caractérisées par leur centre et leur matrice de covariance, chacune de ces distributions ayant une certaine probabilité d'être utilisée.

4.2.2.4. Clustering basée sur la densité

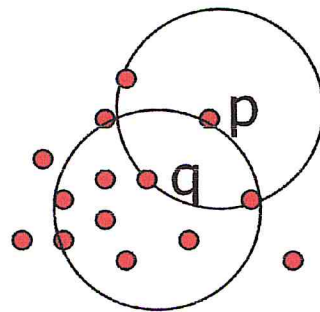
Voit les clusters comme des régions denses séparées par des régions qui le sont moins (bruit).

Utilisation de la densité à la place de la distance.

Les clusters sont des régions de l'espace qui ont une grande densité de points.

On a deux paramètres utilisée dans cette méthode:

- **Eps**: Rayon maximum du voisinage
- **MinPts**: Nombre minimum de points dans le voisinage-Eps d'un point



MinPts = 5

Eps = 1 cm

Figure 2.2. Exemple de clustering basée sur la densité

La méthodes de référence dans ce cadre, appelée DBSCAN [Ester et al., 1996], et ainsi basée sur l'utilisation de deux paramètres fournis en entrée de l'algorithme et contrôlant la notion de densité de voisinage d'un objet :

Les paramètres sont les mêmes

Un *cluster* est l'ensemble maximal de points connectés

Découvre des clusters non nécessairement convexes

L'algorithme de DBSCAN

- Choisir p
- Récupérer tous les points accessibles à partir de p resp. Eps et $MinPts$.
- Si p est un centre, un cluster est formé.
- si p est une limite, alors il n'y a pas de points accessibles de p : passer à un autre point
- Répéter le processus jusqu'à épuiser tous les points.

Un avantage important de cette méthode est qu'elle permet de considérer des clusters de formes très variées ainsi que des clusters concentrique (c'est-à-dire contenus les uns dans les autres). Elle est également capable de faire passer au bruit qui peut exister dans les données.

4.2.2.5. Clustering basée sur les grilles

Pour effectuer le clustering d'un ensemble des données on utilise les grilles pour partitionner l'espace en nombreuses cellules, puis d'identifier les ensembles de cellules denses connectées pour former le cluster [Brézillec and Dédier, 2001].

Dans ce cas, l'utilisateur doit spécifier la taille de la grille à utiliser et la densité minimum déterminant si une cellule de la grille est considérée comme dense ou non. Au début, l'espace de description des objets est découpé par des intervalles réguliers sur chaque dimension. Puis la densité de chaque cellule est évaluée, et les cellules satisfaisant le critère de densité minimum sont détectées. Ensuite, les composantes connexes, c'est-à-dire les ensembles des cellules denses connectées, sont identifiées.

Enfin, un test d'uniformité des ces composantes connexes est mené. Les composantes connexes uniformes forment alors les clusters, et pour les autres, la cellule la moins dense est supprimée, tout les tests est reconduit sur chacune des deux sous-composantes obtenue jusqu'à ce que toutes les composantes soient considérées comme uniforme.

Différents algorithmes

- ✚ STING (a Statistical Information Grid approach (1997)
- ✚ WaveCluster (utilise la notion d'ondelettes) (1998)

Exemple de STING :

- STING détermine les clusters comme les cellules denses connectées de la grille
- Affinages successifs par niveau:
 - Pour chaque cellule du niveau courant, STING calcul l'intervalle de probabilité que des sous- cellules soient denses
 - Les cellules non relevant es sont éliminées
- Processus répété jusqu'au niveau le plus bas

4.2.2.6. Clustering basée sur les graphes

La méthode de clustering basée sur les graphes consiste a considérer les clusters comme des ensembles de nœuds connectés dans un graphe. Typiquement, on construit dans un premier temps le graphe complet des données, dans lequel un nœud correspond à un objet, et un arc à la distance entre les deux objets.

4.2.2.7. Clustering Spectral

Partant d'une matrice de similarité entre les objets, le fondement de clustering spectral consiste à projeter les objets dans un sous-espace de variance maximum, puis d'utiliser une méthode de partitionnement dans un tel sous-espace pour identifier les clusters [Verma and Meila, 2003].

La première étape de la méthode consiste à calculer les valeurs propres de la matrice de similarité, ainsi que les vecteurs propres associés. Les objets sont alors projetés dans l'espace formé par une partie de ces vecteurs propres associés.

Ensuite, différentes techniques peuvent être utilisées pour partitionner l'ensemble des objets projetés. On peut appliquer une des méthodes de classification non supervisée (K-means) dans le nouvel espace, ou bien utiliser un algorithme de partition de graphe pour trouver la zone de coupure.

Cette technique de partitionnement utilisée pour diviser la base des objets en deux, puis itérer la partition sur chaque sous-groupe ciblé jusqu'à ce que le nombre de clusters recherchés par l'utilisateur soit atteint.

4.2.2.8. Clustering Hybride

Le principe de clustering hybride est la combinaison de deux méthodes, on propose les techniques suivantes :

La méthode hybride entre les versions hiérarchiques et la version par partitions du clustering a été motivée par l'exploitation des avantages de ces deux techniques qui semblent complémentaires : le clustering hiérarchique est plus souple que le clustering par partition, alors que ce dernier a une complexité en temps et en espace qui est inférieure.

Ainsi, une méthode de combinaison proposée dans [steinbach et al.,2000] consiste par exemple :

- 1) Former un unique cluster regroupant tous les objets
- 2) Itérer jusqu'à ce que le nombre désiré de cluster soit atteint
 - Choisir un cluster à diviser selon un certain critère, en favorisant éventuellement ceux qui contiennent d'avantage d'objets.
 - Trouver deux sous-clusters en utilisant l'algorithme K-means

Dans [Wang et al., 1997], une autre méthode de combinaison a été proposée. Dans ce cas, la méthode hiérarchique est combinée à une méthode basée sur les grilles. En haut de la hiérarchie, une unique cellule représente l'ensemble de l'espace, puis plus on descend dans la hiérarchie, plus la résolution de la division de l'espace par les grilles est fine.

Dans [Karypis et al., 1999], le principe suivi consiste à créer un ensemble initial important de petits clusters en utilisant une méthode par partition du graphe des plus proches voisins, puis à les fusionner en utilisant un algorithme hiérarchique ascendant.

4.2.2.8. Subspace clustering ascendant

La méthode subspace clustering ascendant a comme but de prendre en compte le fait que les clusters peuvent être projetés dans différents sous-espaces de l'espace original de description des objets. De cela on distingue de grandes familles de cette méthode

1. Pour les méthodes *ascendantes sur les dimensions*, on cherche d'abord les sous-espaces les plus appropriés pour la détection de cluster, et on cherche ensuite les clusters présents dans ces sous-espaces.

2. Au contraire, le principe de cette méthode est de chercher d'abord les clusters présents dans les données, puis on cible ensuite les sous-espaces qui leur correspondent mieux.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les définitions essentielles et les principes relatifs aux méthodes de classification. Nous avons notamment distingué entre les méthodes de classification supervisées, et non supervisées.

A la fin de ce chapitre on sort avec une sélection de la méthode utilisée dans notre travail. Comme nos classes sont connues à priori l'apprentissage supervise est le bon choix, la méthode la plus efficace pour la reconnaissance et la classification dans le mode supervisé est bien les réseaux de neurones.

Chapitre III : Les Réseaux de neurone

Sommaire

Chapitre III: Les Réseaux de neurones.....	53
I. Introduction	54
II. Historique sur les réseaux de neurones	54
III. Les réseaux de neurones	55
III.1. Définition	55
III.2. La représentation d'un réseau de neurone	56
III.3. Architecture des réseaux de neurones	60
III.3.1. Les réseaux de neurones non bouclés.....	61
III.3.2. Les réseaux de neurones bouclés	64
III.4. Apprentissage des réseaux de neurones	65
III.4.1. Définition	66
III.4.2. Type d'apprentissage	66
III.4.2.1. Apprentissage supervisé	66
III.4.2.2. Apprentissage non supervisé.....	67
III.4.2.3. Apprentissage renforcé	67
III.4.3. Les Algorithmes d'apprentissage	67
IV. Les étapes de la conception d'un réseau	71
IV.1. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones.....	71
IV.2. Choix et préparation des échantillons	72
IV.3. Elaboration de la structure du réseau	72
IV.4. Apprentissage	73
IV.5. Validation et Tests	73
V. Conclusion	75

I. INTRODUCTION

Les réseaux de neurones connaissent depuis quelques années un succès croissant dans divers domaines des sciences. Ce sont des techniques de traitement de données qui utilisent pour tirer le maximum d'informations pertinentes des données qu'ils possèdent : élaborer des modèles, reconnaître des formes ou des signaux,... etc. Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'application des réseaux de neurones aux classifications.

Premièrement, nous rappellerons les définitions et notations de base relatives aux réseaux de neurones. Nous poursuivrons en exposant les types et la méthodologie d'apprentissage.

Nous présenterons aussi, d'une manière générale, les étapes de conception d'un réseau de neurones : le choix des entrées et sorties, l'élaboration de la base de données, de la structure du réseau etc.....

II. HISTORIQUE SUR LES RESEAUX DE NEURONES

En 1943 W. MCCulloch et W. Pitts donnant une définition d'un neurone formel. Ils montrèrent également théoriquement que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

En 1949 D.Hebb prouve leur loi (Deux neurones entrant en activité simultanément vont être associés) dans son ouvrage "The Organization of Behavior".

En 1958, F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. C'est un réseau de neurones inspiré du système visuel. Il possède deux couches de neurones : une

couche de perception (sert à recueillir les entrées) et une couche de décision. C'est le premier modèle pour lequel un processus d'apprentissage a pu être défini.

S'inspirant du perceptron, Widrow et Hoff, développent, dans la même période, le modèle de l'Adaline (Adaptive Linear Element). Ce dernier sera, par la suite, le modèle de base des réseaux de neurones multi-couches.

Les recherches sur les réseaux de neurones ont été abandonnées lorsque M. Minsky et S. Papert ont publié leur livre « Perceptrons » en 1969 et ont démontré les limites théoriques du perceptron. En particulier, l'impossibilité de traiter les problèmes non linéaires par ce modèle.

En 1982, Hopfield développe un modèle qui utilise des réseaux totalement connectés basés sur la règle de Hebb. En 1984 c'est la découverte des cartes de Kohonen avec un algorithme non supervisé basé sur l'auto-organisation et suivi une année plus tard par la machine de Boltzman (1985).

III. LES RESEAUX DE NEURONES

III.1. Définition

Un réseau de neurones est un outil d'analyse statistique permettant de construire un modèle de comportement à partir de données qui sont des exemples de ce comportement.

Un réseau de neurone est constitué d'un graphe pondéré orienté dont les nœuds symbolisent les neurones.

Ces réseaux de neurones peuvent être définis comme un ensemble de plusieurs unités de calcul non linéaire (neurone) reliées entre elles par des

liens de communication, l'information circule par ces liens appelée poids et ce sont de type numérique.

L'ensemble d'unités forment un système avec un ou plusieurs entrées et une ou plusieurs sorties modélisées un réseau de neurones.

III.2. La représentation d'un réseau de neurone

Il existe plusieurs modèles de neurones, les modèles les plus utilisés basée sur le modèle développé par McCulloch & Pitts [MacCulloch et al., 1943]. Le neurone peut être représenté par des cellules possédant plusieurs entrées et une sortie, comme la figure suivante :

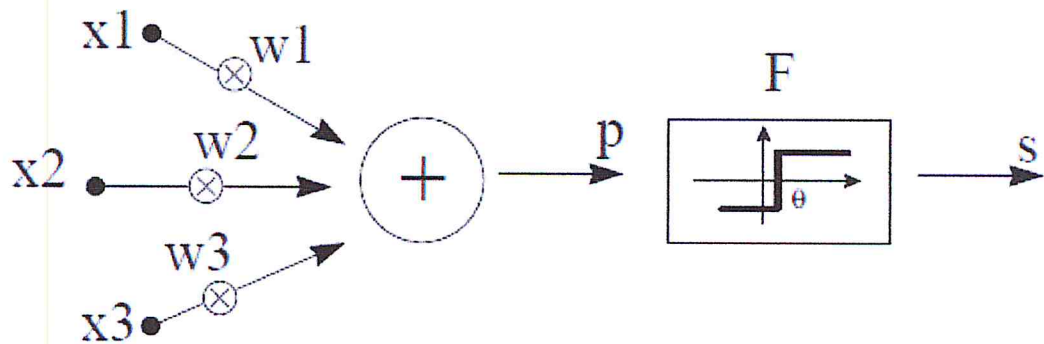


Figure 3.1. Réseau de neurone avec 3 entrées et 1 sortie

Dans un réseau de neurone, on distingue 3 types de neurone :

1. Les neurones d'entrées

Les neurones de cette couche reçoivent les valeurs des entrées X et les transmettent aux neurones cachés.

2. Les neurones cachés

Chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids W , puis la transforme selon sa fonction d'activation qui dans le modèle de [MacCulloch et al., 1943] la fonction de seuil. A la fin, envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.

Les Fonction d'activation

a- Définition

La fonction d'activation, ou fonction de transfert, est une fonction qui doit renvoyer un réel proche de 1 quand les "bonnes" informations d'entrée sont données et un réel proche de 0 quand elles sont "mauvaises". On utilise généralement des fonctions à valeurs dans l'intervalle réel $[0,1]$. Quand le réel est proche de 1, on dit que l'unité (le neurone) est active alors que quand le réel est proche de 0, on dit que l'unité est inactive. Le réel en question est appelé la sortie du neurone et sera noté a . Si la fonction d'activation est linéaire, le réseau de neurones se réduirait à une simple fonction linéaire.

En effet, si les fonctions d'activations sont linéaires, alors le réseau est l'équivalent d'une régression multilinéaire (méthode utilisée en statistiques).

L'utilisation du réseau de neurone est toutefois bien plus intéressante lorsque l'on utilise des fonctions d'activations non linéaires.

En notant g la fonction d'activation, on obtient donc la formule donnant la sortie d'un neurone :

$$a = g(in) = g\left(\sum_{i=1}^k w_i x_i\right)$$

Remarquez que le coefficient de biais est inclus dans la somme, d'où la formule plus explicite :

$$a = g(in) = g\left(\left(\sum_{i=1}^k w_i x_i\right) - w_0\right)$$

b- Les Fonction d'activation les plus utilisés

Il existe plusieurs types de fonction d'activation, les plus d'utilisées sont :

b.1. La fonction sigmoïde : $Y = F(X) = 1/(1 + \exp(-d*X))$

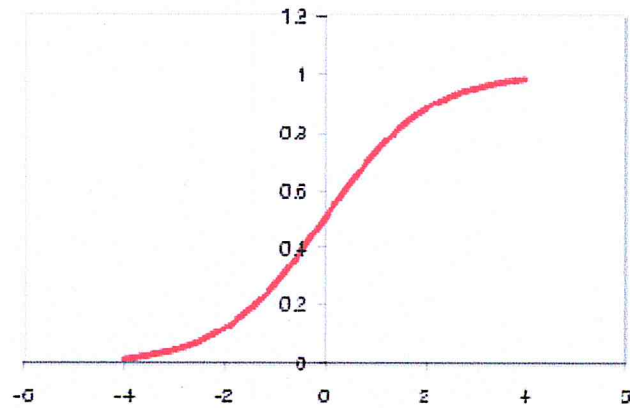


Figure 3.2. Fonction de Sigmoïde

b.2. La tangente hyperbolique : $Y = 2 / (1 + \exp(-2 * X)) - 1$

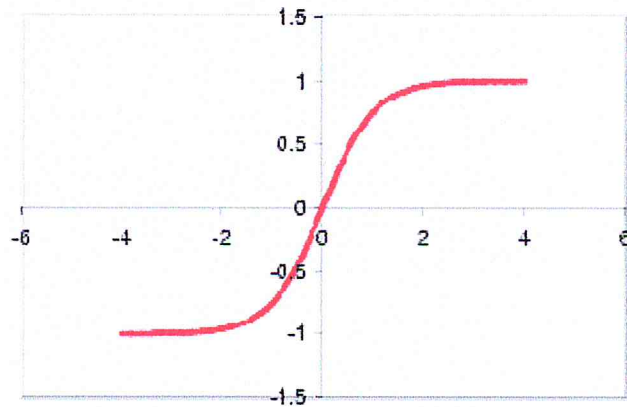


Figure 3.3. Fonction d'Hyperbolique

b.3. La fonction Gaussienne : $Y = \exp(-(X^2)/2)$

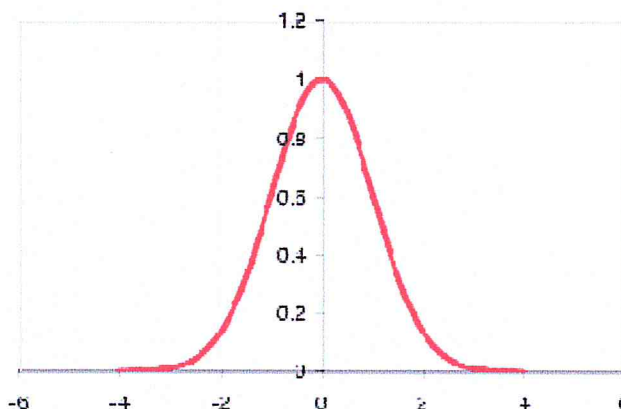


Figure 3.4. Fonction Gaussienne

b.4. Une fonction à seuil : $Y = 0$ si $X < 0$ et $Y = 1$ si $X > 0$

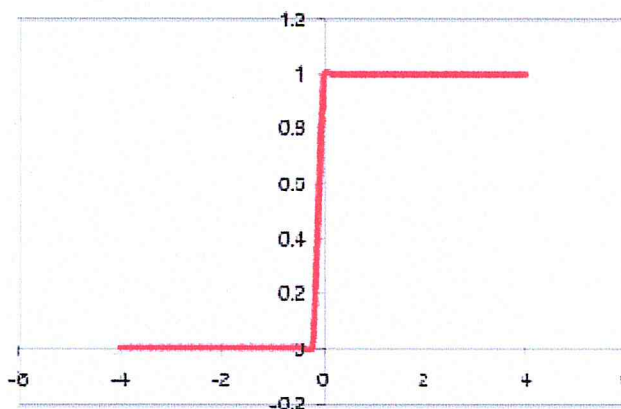


Figure 3.5. Fonction à Seuil

Les poids

Chaque entrée de réseau de neurones est associée à un poids représentatif de la force de la connexion.

3. Les neurones de sorties

La troisième couche est appelée couche de sortie. Elle donne le résultat obtenu après compilation par le réseau des données entrée dans la première couche. Dans le cas de l'aide à la classification, cette couche donne la classe. Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables qu'on veut en sortie.

Le neurone réalise alors trois opérations sur ses entrées :

- ✓ Pondération : multiplication de chaque entrée par un paramètre appelé poids de connexion,
- ✓ Sommation : une sommation des entrées pondérées est effectuée
- ✓ Activation : passage de cette somme dans une fonction, appelée fonction d'activation. La valeur calculée est la sortie du neurone qui est transmise aux neurones suivants.

III.3. Architecture des réseaux de neurones

La plupart des réseaux de neurones ont une topologie définie sous forme de couche. Il existe quelques exceptions lorsque le réseau n'est pas défini sur plusieurs couches (ayant une seule couche). L'architecture de réseau peut alors être décrite par le nombre de couches et le nombre des neurones dans chaque couche.

Donc on distingue deux structures de réseau :

- 1/ Réseau de neurone non bouclé (statique ou acyclique)
- 2/ Réseau de neurone bouclé (dynamique ou récurrents)

III.3.1. Les réseaux de neurones non bouclés

Sont réalisés par un ou plusieurs fonctions algébriques de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones, de façon que le flux d'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière comme représente la figure 3.6.

Si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arrêts les connexions entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclés est acyclique.

Les neurones cachés sont les neurones qui effectuent des calculs intermédiaires.

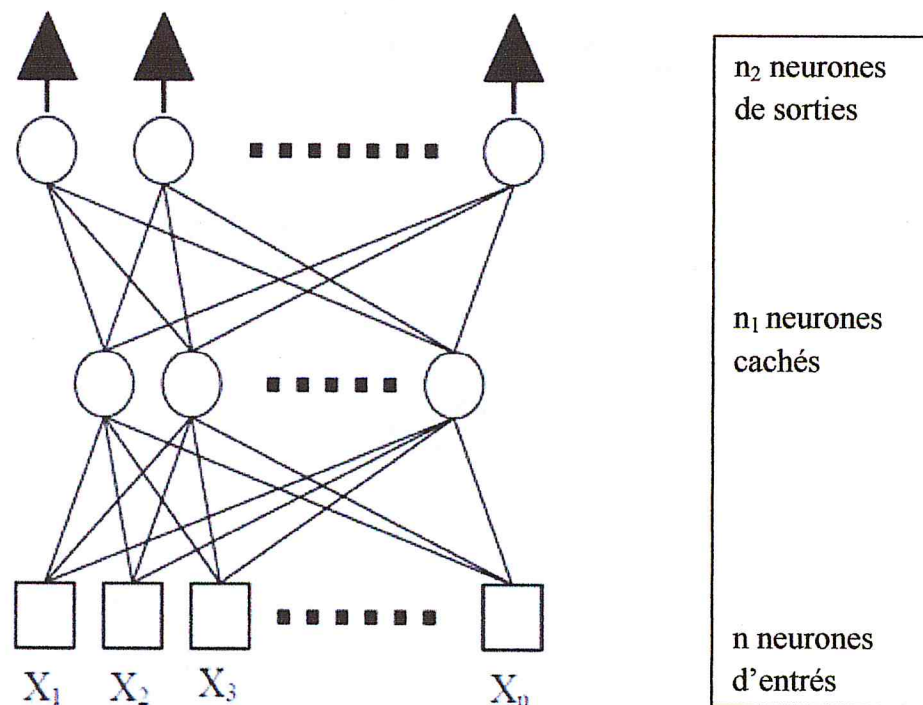


Figure 3.6. Réseau de neurone à n neurones d'entrés, une couche de n_1 neurones cachés et n_2 neurone de sortie

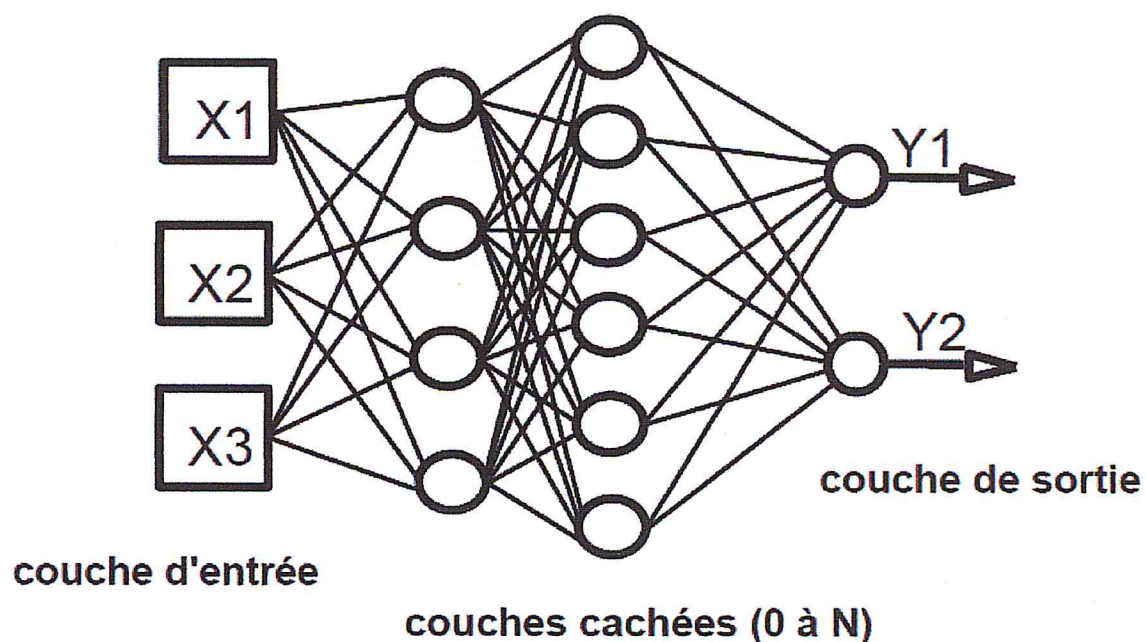


Figure 3.8. Réseau de neurones multi couches

Les réseaux de neurones disposés suivant cette architecture sont aussi appelés «perceptrons multicouches» (ou MLP pour Multi-Layer Perceptrons).

Si Y le vecteur des sorties et X le vecteur des entrées

$$Y = F_w(X)$$

F_w : Fonction d'activation de réseau

W : Vecteur des poids

Le réseau de neurone a couche constitue de :

- ✚ Couche d'entrée pour une couche constituée de cellules perceptives
- ✚ Couche cachée pour une couche constituée de neurones cachés
- ✚ Couche de sortie pour une couche constituée de neurones de sorties

Remarque :

- Si les entrées sont constantes, les sorties sont constantes aussi
- Le réseau non bouclé appelé « réseau statique » car le temps nécessaire pour le calcul de la fonction réalisée par chaque neurone est négligeable.
- Les réseaux non bouclés sont utilisés en classification et reconnaissance des formes (caractère, parole,...).

III.3.2. Les réseaux de neurones bouclés

Si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arrêts les connexions entre les neurones ou le graphe de connexions est cyclique : lorsqu'on circule dans le réseau en suivant le sens de connexion, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son nœud de départ (forment un cycle), donc la sortie d'un neurone peut être fonction d'elle-même.

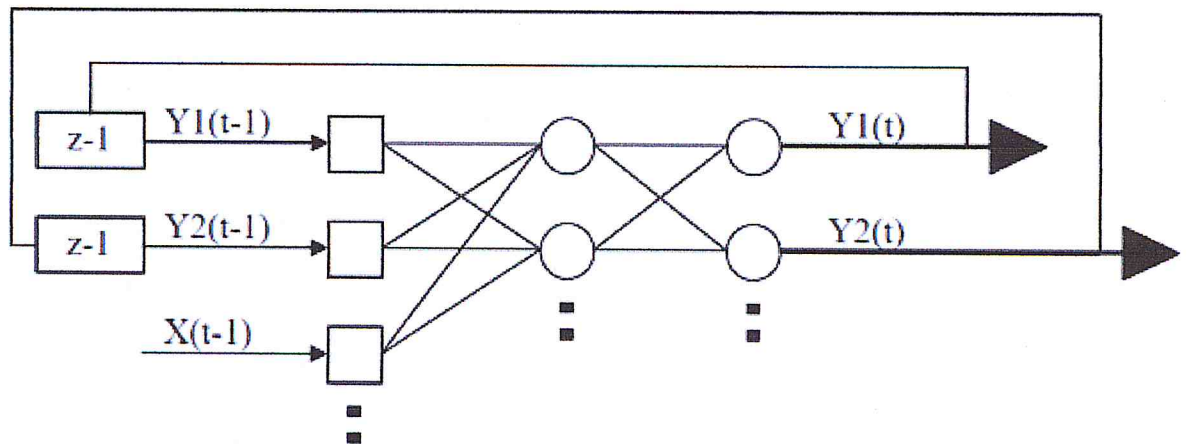


Figure 3.9. Réseau de neurone bouclé

Cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en charge.

Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche.

Remarque :

- Chaque connexion d'un réseau de neurones bouclé est attaché à un poids comme le réseau non bouclé.
- Sont utilisés comme mémoire associative ou pour des tâches de traitement de signal ou de commande.

III.4. Apprentissage des réseaux de neurones

Par [Hebb, 1949 ; Grossberg, 1982 ; Rumelhart et al., 1986], le point crucial de développement d'un réseau de neurone est son apprentissage. Il s'agit d'une procédure adaptative par laquelle les connexions des neurones sont ajustées face à une source d'information.

Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions.

Donc ce type d'apprentissage est utilisé lorsqu'une entrée correspond à une sortie préalablement définie.

III.4.2.2. Apprentissage non supervisé

Ce type d'apprentissage consiste à ajuster les poids à partir d'un seul ensemble d'apprentissage formé uniquement de données, on n'a aucun résultat désiré.

Donc on ne connaît pas à priori la sortie correspondante à des entrées données.

L'apprentissage non supervisé est très utilisé pour le traitement du signal et l'analyse factoriel.

III.4.2.3. Apprentissage renforcé

L'apprentissage renforcé est une technique similaire à l'apprentissage supervisé à la différence qu'au lieu de fournir des résultats désirés au réseau, on lui fournit des exemples et des indications sur les résultats (vrai/ faux).

Ce type d'apprentissage est surtout utilisé dans le domaine des systèmes de contrôle [White et Sofge, 1992 ; Sutton, 1992].

III.4.3. Les Algorithmes d'apprentissage

L'algorithme d'apprentissage est la méthode mathématique permettant la modification des poids de connexion afin de converger vers une solution des résultats désirés. L'apprentissage est une méthode d'identification paramétrique qui permet d'optimiser les valeurs des poids du réseau.

Plusieurs algorithmes peuvent être mis en œuvre, on a choisi quatre règles plus utilisées pour expliquer :

✚ *Algorithme de rétro propagation*

✚ *Méthodes Quasi-Newton*

✚ *Apprentissage de Boltzmann*

✚ *Règle de Hebb*

Algorithme de rétro-propagation

L'algorithme de rétro-propagation ou de propagation arrière est l'un des algorithmes les plus utilisés pour l'apprentissage de réseaux de neurones. Cet algorithme, initialement développé pour résoudre des problèmes de traitements adaptatifs du signal [WIDROW et HOFF, 1960] à ensuite été exploité pour gradient de l'erreur (*backpropagation*) [RUMELHART et al., 1986] pour réseaux de Neurones multicouche.

La technique de rétro-propagation du gradient (Backpropagation en anglais) est une méthode qui permet de calculer le gradient de l'erreur pour chaque neurone du réseau, de la dernière couche vers la première. De façon abusive.

Algorithme d'apprentissage du perceptron:

- Initialisation des poids et du seuil à de petites valeurs aléatoires
- Présenter un vecteur d'entrées $x^{(t)}$ et calculer sa sortie
- Mettre à jour les poids en utilisant :

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \eta (d - y) x_j$$

« avec d la sortie désirée, w vecteur des poids »

Méthodes Quasi-Newton

Cet algorithme nécessite la connaissance des valeurs de la fonction objectif à minimiser et du vecteur des dérivées premières au point solution courant. Le vecteur des dérivées est évalué analytiquement. [Dennis et al., 1983 ; Thibault et Grandjean, 1991]

Avec les méthodes Quasi-Newton, on veut généraliser la formule itérative de Newton.

$$X^{k+1} = X^k [\nabla^2 f(X^k)]^{-1} \cdot \nabla f(X^k)$$

Avec α Facteur de séparation

k itération

$\nabla f(X^k)$ La matrice Hessienne

$[\nabla^2 f(X^k)]^{-1}$ Inverse de la matrice hessienne

Le principe des méthodes de résolution de type Quasi-Newton est de générer une séquence de matrices symétriques définies positives qui soient des approximations, toujours améliorées, de la matrice Hessienne réelle ou de son inverse. Désignons par H_k la suite d'approximation de l'inverse de la matrice Hessienne $[\nabla^2 f(x^k)]^{-1}$ et par B_k la suite des estimations de la matrice Hessienne $\nabla^2 f(x^k)$

On recherche une méthode telle que, dans le cas d'un problème quadratique, la matrice B_k converge vers la valeur exacte des dérivées secondes (constantes dans ce cas), de sorte qu'en fin de convergence, on retrouve une convergence de type Newton. Si l'on applique la

méthode à une fonction quelconque, B_k peut être considéré, à chaque instant, comme une approximation (définie positive) du Hessien.

Apprentissage de Boltzmann

Sont des réseaux symétriques récurrents possédant deux sous-groupe de cellules, la première reliée à l'environnement (cellule visible) et la deuxième ne l'étant pas (cellule caché). Ce type de règle est de type stochastique, elle consiste à ajuster les poids des connexions.

Règle de Hebb

La **règle de Hebb** établie par Donald Hebb est une règle d'apprentissage des réseaux de neurones. Il a en effet remarqué que lorsque deux neurones sont activés au même moment (dits synchrones), alors la force de connexion augmente.

Si on note S la base d'apprentissage

S est composée de couples (e, c) où :

- e est le vecteur associé à l'entrée (e_1, \dots, e_n)
- c la sortie correspondante souhaité

Algorithme :

- μ est une constante positive.
- Initialiser aléatoirement les coefficients w_i
- Répéter :
 - Prendre un exemple (e, c) dans S
 - Calculer la sortie o du réseau pour l'entrée e
 - Si $c \neq o$
 - Modification des poids w_{ij} :

- $w_{ij} = w_{ij} + \mu * (a_i * a_j)$

- Fin Pour

- Fin Si

- Fin Répéter

« a la fonction d'activation du neurone N »

IV. Les étapes de la conception d'un réseau

La première chose à faire n'est pas de choisir le type de réseau mais de bien choisir ses échantillons de données d'apprentissage, de tests et validation. Ce n'est qu'ensuite que le choix du type de réseau interviendra. Afin de clarifier un peu les idées, voici chronologiquement nos quatre grandes étapes qui nous aident à guider à la création de notre réseau de neurones.

IV.1. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones

Pour toute conception de modèle, la sélection des entrées doit prendre en compte deux points essentiels :

Premièrement, la dimension intrinsèque du vecteur des entrées doit être aussi petite que possible, en d'autre terme, la représentation des entrées doit être la plus compacte possible, tout en conservant pour l'essentiel la même quantité d'information, et en gardant à l'esprit que les différentes entrées doivent être indépendantes.

En second lieu, toutes les informations présentées dans les entrées doivent être pertinentes pour la grandeur que l'on cherche à modéliser : elles doivent donc avoir une influence réelle sur la valeur de la sortie.

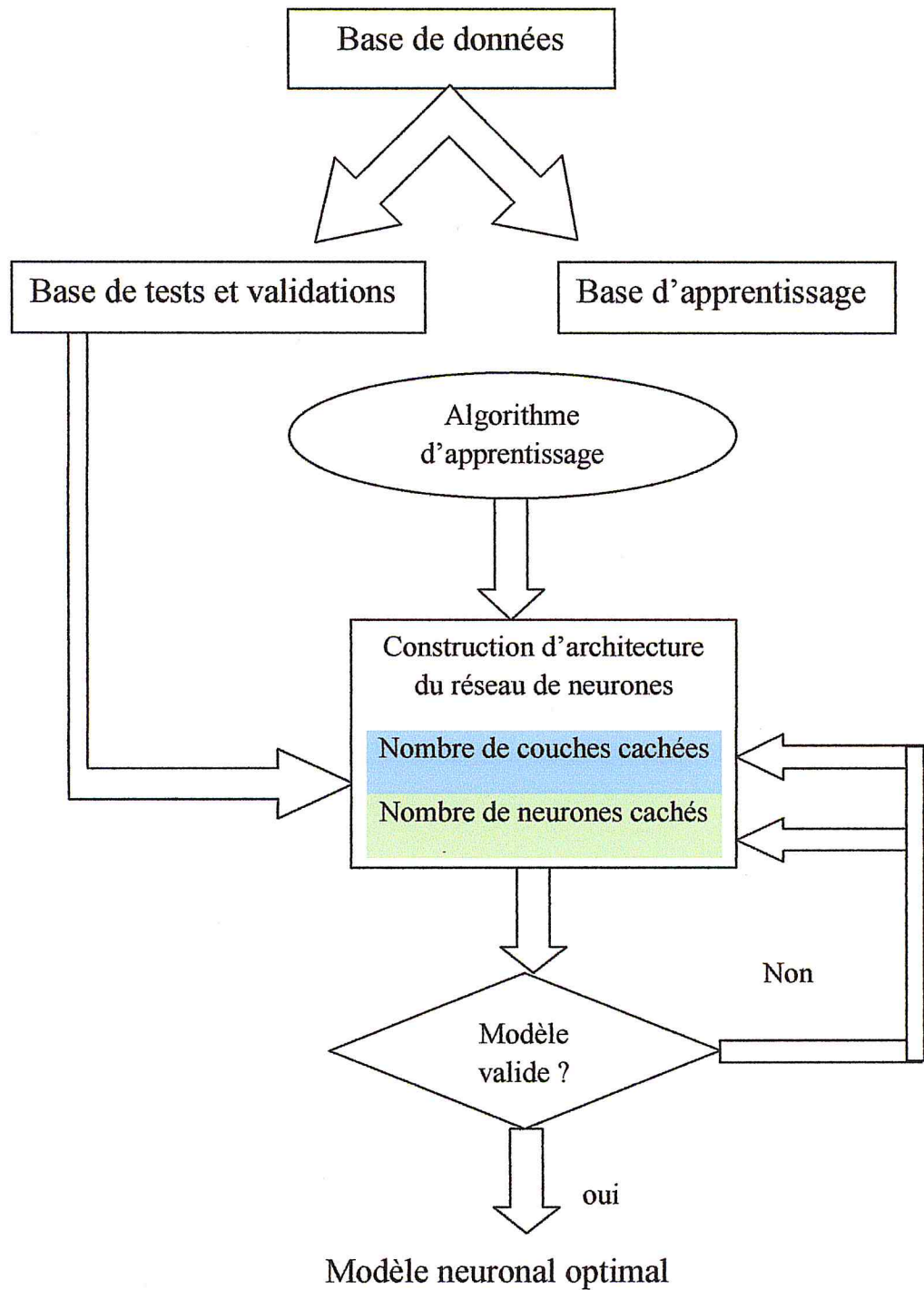


Figure 3.10. Organigramme de conception d'un réseau de neurone

V. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les définitions essentielles relatives aux réseaux de neurones. Nous avons notamment distingué entre les réseaux de neurones non bouclés, statiques, qui réalisent des fonctions non linéaires et ceux bouclés, dynamiques, qui réalisent des équations aux différences non linéaires.

Nous avons aussi expliqué l'utilisation des réseaux de neurones comme outils de modélisation par apprentissage. Ces derniers permettent d'ajuster des fonctions non linéaires très générales à des ensembles de points. Comme toute méthode qui s'appuie sur des techniques statistiques, l'utilisation de réseaux de neurones nécessite que l'on dispose de données suffisamment nombreuses et représentatives.

Enfin, nous avons présenté les concepts fondamentaux de la modélisation à l'aide de réseaux de neurones et une méthodologie complète de conception et de mise en œuvre de modèles neuronaux.

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté a classifications des textures de la peau humain.....	76
I. Choix d'architecture	77
II. Choix d'algorithme de l'apprentissage	78
III. L'extraction des données	80
III.1. Introduction	80
III.2. Les méthodes d'extraction de caractéristiques de la texture.....	80
III.2.a. La matrice co-occurrence	80
III.2.b. Fonction d'auto-corrélation	81
III.2.c. Filtre de Gabor	81
III.2.d. Les diagrammes de Voronoï	81
III.3. Comparaison	83
III.4. Choix d'implémentation	83
III.4.a. Introduction	83
III.4.b. Etapes d'implémentation	83
III.4.c. Utilisation des donnes	89
IV. Validation	89
V. Teste	89
VI. Conclusion	90

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

I. Choix d'architecture

D'après ce qui on-a vu au chapitre précédent il existe 2 types d'architectures bouclés et non bouclés, et chacune d'elles a son propre domaine d'utilisation. Comme notre travail consiste à faire une classification, nous aurons à utiliser des réseaux non bouclés.

Il existe deux types de réseau non bouclés, les réseaux complètement connectés et les réseaux à couches, et puisque le perceptron multicouche a prouvé son efficacité pour la classification on va choisir les réseaux à couches. Ces réseaux sont constitués d'une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie.

Notre architecture contient 4 neurones pour la couche d'entrée, 10 neurones pour la couche cachée et 1 neurone pour la couche de sortie.

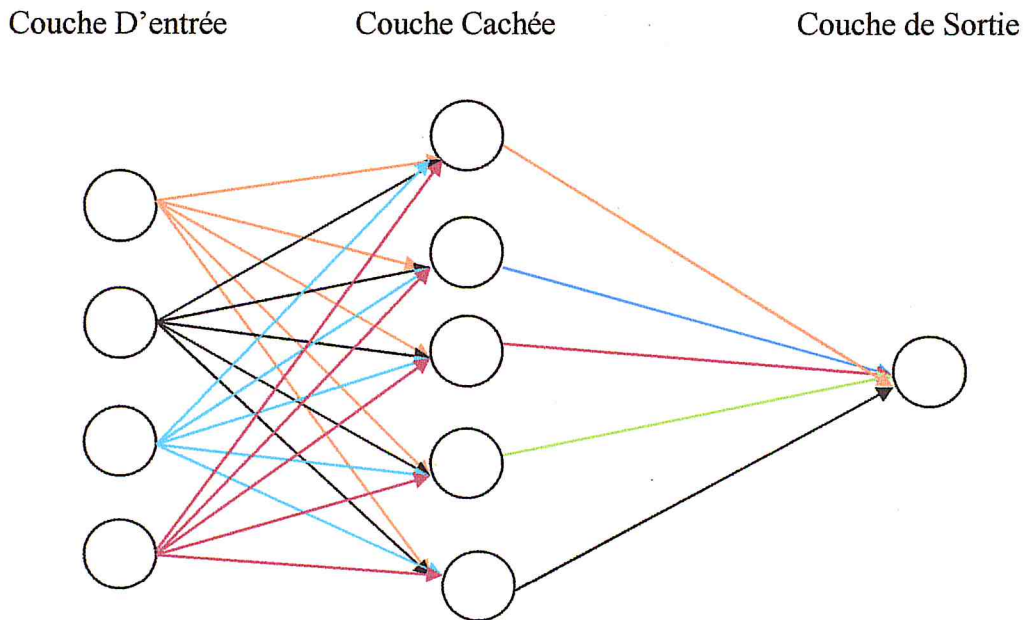


Figure 4.1 Réseau de neurone à 3 couches

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

II. Choix d'algorithme de l'apprentissage

On a choisi l'apprentissage supervisé car nos classes sont connues à priori, plusieurs algorithmes existent pour ce type d'apprentissage, celui qui se prête le mieux à notre architecture est l'algorithme de rétro-propagation (basé sur la correction des erreurs).

Application de l'algorithme de rétro-propagation

On a suivi les étapes suivantes lors de l'application de l'algorithme :

1- Initialisation des poids et du seuil à de petites valeurs aléatoires :

On a initialisé les poids ($W[i]$) à des petites valeurs aléatoires entre $[-0.5, 0.5]$ et le seuil à une valeur égale à 0.5.

2- Présenter un vecteur d'entrées x_i et de la sortie désirée y_j

Nos entrées sont présentées sous forme d'une matrice dont chaque ligne contient 4 valeurs (l'énergie, l'entropie, le contraste, l'homogénéité) et la sortie désirée (1 pour la peau et 0 pour non peau).

3- Calculer la sortie actuelle

On calcule la sortie par la somme des produits de poids par les entrées de réseau et on applique une fonction de transfert sur ces résultats

La fonction utilisée dans notre algorithme de rétro-propagation est la fonction de sigmoïde $Y = F(X) = 1/(1 + \exp(-w*X))$

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

4- Accumulation des erreurs en sortie

$$E(i) = \frac{1}{2} \sum e_i$$

Où e_i est l'erreur de neurone i qui est égale à la sortie désiré moins la sortie calculé, $e_i = (y_j - y_i)$.

5- Rétro-propagation du gradient de l'erreur (δ) depuis la dernière couche vers la première couche

L'erreur est calculée avec deux méthodes

Pour chaque neurone de sortie :

$$\delta_j(n) = e_i(n) y_j(n) [1 - y_j]$$

Pour chaque neurone caché :

$$\delta_j(n) = y_j(n) [1 - y_j] \sum_{k \in C} \delta_k(n) w_{kj}(n)$$

6- Mise à jour des poids

La mise à jour est faite selon la règle suivante

$$\Delta w_{ij}(n) = -\eta \delta_j(n) y_i$$

$$w_{ij}(n) = w_{ij}(n - 1) + \Delta w_{ij}(n)$$

Avec $0 \leq \eta \leq 1$ représentant le taux d'apprentissage

7- Retour à 2 tant que l'erreur quadratique est inférieure à un seuil ou bien on termine tout les exemples.

III. L'extraction des données

III.1. Introduction

Nos études se base sur la texture de la peau humaine. Pour cela, il nous faudra de fournir des paramètres de cette dernière. Comme la texture est un élément très intéressant et riche en informations qui peuvent nous aide à traiter la peau humaine, il existe plusieurs méthodes pour l'extraction des ces caractéristiques à travers l'image de texture, on va donner quelques méthodes par la suite.

III.2. les méthodes d'extraction de caractéristiques de la texture

Il existe plusieurs méthodes pour extraire les caractéristiques de la texture, on donne quelques exemples :

III.2.a. La matrice co-occurrence

La matrice co-occurrence est largement utilisée dans l'analyse de la texture, elle est facile à mettre en œuvre et donne des résultats sur plusieurs textures, cette méthode travaille sur les images au niveau de gris. Elle est introduite par Robert M.Haralick en 1973.

La matrice M ($n*n$ où n est le nombre de niveau de gris), d la distance et θ la direction.

La masse d'information sur cette matrice est très grande, quatorze indices définis par [Robert M Haralick en 1973].

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

III.2.b. Fonction d'auto-corrélation

Car la grossièreté est une propriété facilement reconnaissable de la texture, c'est pour ça cette mesure est utile dans les images de texture, les pixels voisins sont connexes ou dépend, basé sur cette propriété on peut calculer une fonction d'auto-corrélation, le résultat de cette fonction sur l'image $L(i,g)$ de taille (m,n) donné par cette formule :

$$A(u, v) = \frac{\sum_{x=0}^m \sum_{y=0}^n I(x, y) I(x + u, y + v)}{\sum_{x=0}^m \sum_{y=0}^n I(x, y)^2}$$

III.2.c. Filtre de Gabor

Les filtres sont très utilisés pour l'extraction des caractéristiques de texture, car une répétition d'élément avec une certaine fréquence, un parmi ces filtres on a le filtre de Gabor qui est le produit de Gaussienne par le Sin ou Cos,

- le Sin ou Cos : utilisé pour l'analyse de fréquence
- Gaussienne : utilisé pour la différence de niveau d'angle

III.2.d. Les diagrammes de Voronoï

1. La construction des diagrammes

Les diagrammes de Voronoï sert à générer un partitionnement du plan en polygones, ces derniers s'appellent des sites de diagramme, pour faire cette génération vous devez préciser des germes pour chaque il y a un site équivalent, les sites doivent satisfaire la condition suivante : les germes de deux sites voisins sont équidistants à la frontière.

Pour construire ce diagramme il existe plusieurs algorithmes qui peuvent être classés en 3 grandes classes : méthode incrémentale, méthode de 'divide and conquer', et méthode de balayage.

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

❖ Algorithme de type 'division'

Consistent à diviser le problème général en sous-problèmes de plus petites tailles. La division se fait de façon récursive jusqu'à obtenir des problèmes simples à résoudre (lorsqu'il ne reste plus que trois points par exemple). Chaque sous-problème est traité de façon indépendante, et une étape de fusion est nécessaire pour unifier les sous-problèmes.

❖ Algorithme de balayage

Construire des structures géométriques en balayant le plan par une droite suivant un axe privilégié, et mettre à jour la structure à chaque fois qu'un point est rencontré.

❖ Algorithmes incrémentaux

Les algorithmes incrémentaux consistent insérer les germes, les uns après les autres, et modifier la structure chaque itération. La modification ne se fait que de façon locale.

2. L'extraction des paramètres

Après construction du digramme de Voronoï, les caractéristiques des sites de Voronoï vont être extraites pour les autres applications. Par exemple pour la segmentation de textures, les sites avec des caractéristiques similaires sont regroupés pour construire des régions de texture uniforme.

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

III.3. Comparaison

La comparaison entre ces quatre méthodes est indiquée au tableau suivant :

Facteur	Temps d'exécution	Mise en œuvre	Extraction des caractéristiques
Méthode			
Matrice co-occurrence	☹	😊😊	😊😊
Fonction d'auto-corrélation	😊	😊	☹
Filtre de Gabor	😊	☹	☹
Les diagrammes de Voronoï	☹	☹	☹

Tableau 4.1. Comparaison entre les méthodes d'extractions des paramètres des textures

III.4. Choix d'implémentation

III.4.a. Introduction

Notre choix a porté sur la matrice de co-occurrence grâce à ses critères qui peuvent être retirés, tel que la facilité de mise en œuvre et le grand nombre d'indices comme (énergie, entropie, contraste, etc).

III.4.b. Etapes d'implémentation

Les étapes suivies dans notre implémentation de cette matrice est comme Suit :

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

1. Conversion de l'image couleur en niveaux de gris

On a une image de taille 32X32 où chaque pixel a une valeur représentée par les trois couleurs essentielles, le rouge, le bleu et le vert (en anglais RGB)

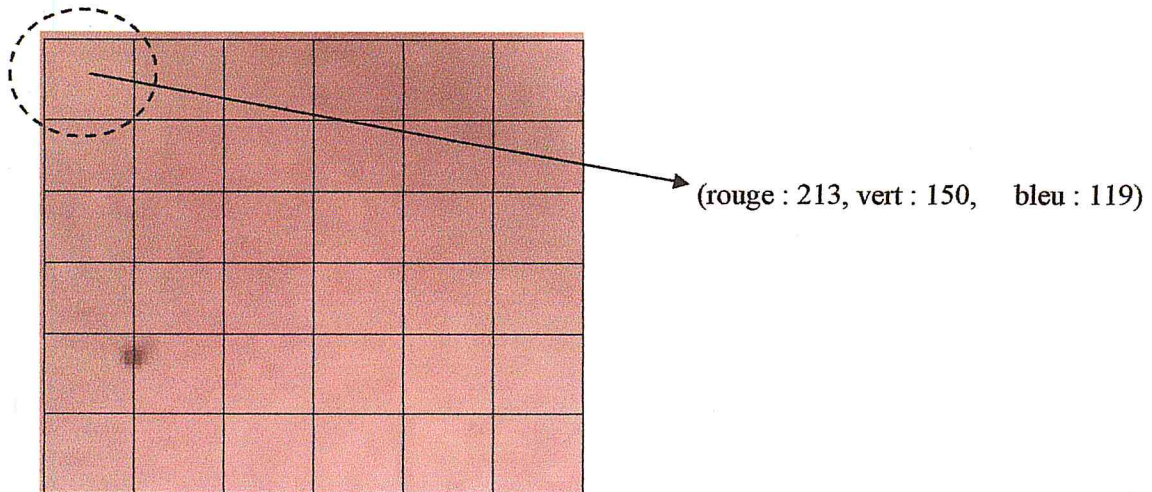


Image Requête

Après avoir ces trois valeurs on applique la formule suivante :

$$\text{Nouvelle couleur} = \text{rouge} * 0.299 + 0.587 * \text{vert} + 0.114 * \text{bleu}$$

$$\text{Nouvelle couleur} = 213 * 0.299 + 0.587 * 150 + 0.114 * 119$$

$$\text{Nouvelle couleur} = 165$$

Et on aura cette nouvelle valeur(165) comme valeur de ce pixel dans une matrice, appelée matrice de niveau de gris **M** qui a la même dimension avec l'image requête.

165	168	163	167	163	165
162	170	160	164	165	168
167	165	168	163	162	167
161	162	166	165	164	169
165	160	164	165	166	163
170	160	164	160	162	162

Matrice de niveau de gris (M)

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

2. Construction de la matrice de co-occurrence

Pour cette étape il faut mettre en œuvre une matrice **C**, cette matrice a pour dimension le nombre des niveaux de gris, le nombre existant est 256 couleurs mais souvent elle est réduite jusqu'à 32, 16 ou 8 pour faciliter l'utilisation, la matrice **C** est initialisée par zéro, après on parcourt toute la matrice de niveau de gris **M** (la matrice obtenue dans l'étape précédente) par une distance(d) et une direction(θ) choisies où d : entier positif et θ : prendre ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ et 145°), et pour chaque couple obtenu par l'application de d et θ on va incrémenter la valeur associée au niveau de la matrice **C**, on explique bien dans cet exemple :

1. Choisir d et θ

Supposons de cet exemple que $d = 1$ et $\theta = 0^\circ$.

2. Initialiser la matrice de co-occurrence **C**

la matrice **C** ($n \times m$) où ($n=m=256$), On initialise cette matrice par 0, dans cet exemple on vas prendre 10 cases pour montrer le fonctionnement de cette matrice.

3. Parcourir toute la matrice **M** suivant (d, θ) et la mise à jour de la matrice **C**.

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

1ere itération

165	168	163	167	163	165
162	170	160	164	165	168
167	165	168	163	162	167
161	162	166	165	164	169
165	160	164	165	166	163
170	160	164	160	162	162

Matrice M

	161	162	163	161	164	165	166	167	168	169
161	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
162	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
163	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
164	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
165	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
166	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
167	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
168	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
169	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
170	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Matrice de co-occurrence C

2eme itération

165	168	163	167	163	165
162	170	160	164	165	168
167	165	168	163	162	167
161	162	166	165	164	169
165	160	164	165	166	163
170	160	164	160	162	162

Matrice M

	161	162	163	161	164	165	166	167	168	169
161	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
162	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
163	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
164	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
165	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
166	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
167	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
168	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
169	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Matrice de co-occurrence C

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

6eme itération

165	168	163	167	163	165
162	169	161	164	165	168
167	165	168	163	162	167
161	162	166	165	164	169
165	160	164	165	166	163
170	160	164	160	162	162

Matrice M

	161	162	163	161	164	165	166	167	168	169
161	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
162	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
163	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0
164	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
165	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0
166	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
167	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
168	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
169	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
170	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

Matrice de co-occurrence C

11eme itération

165	168	163	167	163	165
162	169	161	164	165	168
167	165	168	163	162	167
161	162	166	165	164	169
165	160	164	165	166	163
170	160	164	160	162	162

Matrice M

	161	162	163	161	164	165	166	167	168	169
161	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
162	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
163	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0
164	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
165	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0
166	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
167	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
168	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
169	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
170	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

Matrice de co-occurrence C

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

On applique cette méthode jusqu'à la fin de parcours de matrice M

4. Normalisation de la matrice de co-occurrence C

La matrice C est normalisée par la division de chaque élément dans la matrice par le nombre total de paires de pixel.

c. Extraction de des données

Pour l'extraction on a quatorze paramètres à extraire pour les texture de la peau humaine il existe quatre paramètres qui ont donné des bons résultats et sont : énergie, contraste, entropie et homogénéité, ces quatre sont calculés par les formules suivantes :

$$\text{Entropy} = \sum_i \sum_j C(i,j) \log(C(i,j))$$

$$\text{Energy} = \sum_i \sum_j C^2(i,j)$$

$$\text{Contrast} = \sum_i \sum_j (i-j)^2 C(i,j)$$

$$\text{Homogeneity} = \sum_i \sum_j \frac{C(i,j)}{1 + |i-j|}$$

Chapitre IV : Les Réseaux de neurone adapté aux classifications des textures de la peau humaine

III.4.c. Utilisation des données

Ces données permettent au réseau de neurone de les utiliser dans la phase d'apprentissage, et aussi pour le test, on extrait ces paramètres à partir de l'image requête, on les donne au réseau pour avoir le résultat, peau ou non peau.

IV. Validation

C'est la dernière partie pour la conception d'un modèle, sert à rendre le réseau plus performant les entrées fournies pour cette étape sont pas les mêmes de l'étape d'apprentissage, on dit que notre réseau performant (ou bien convergent) lorsque l'erreur quadratique est inférieure à un seuil donné.

V. Tests

Après avoir conçu notre réseau on va tester l'efficacité de la reconnaissance où on va fournir des images à l'application, on extrait 4 paramètres (énergie, homogénéité, entropie, contraste), ces 4 paramètres seront les entrées de réseau (la couche d'entrée contient 4 neurones). À la fin, on aura le résultat qui nous permet de classer cette image.

La classification se fait à l'aide de la distance euclidienne entre le résultat obtenu avec la base d'apprentissage.

VI. Conclusion

Dans ce chapitre on a fait une projection de réseau de neurones dans notre travail, où nous avons cité nos choix concernant les multiples implémentations choisies.

A la fin de ce chapitre nous avons donné les grandes étapes de réalisation de notre application pour atteindre une classification par l'utilisation de réseau de neurones.

Chapitre V : Résultats et Tests

Chapitre V : Résultats et tests.....	91
I. Introduction	92
II. Bibliothèques des images	93
II.1. Les résultats des testes sur les textures non peau.....	93
II.2. Les résultats des testes sur les texture des peaux	96
III. Conclusion	107

I. Introduction

Dans ce chapitre nous avons traité des différentes textures, des textures de la peau humaine et des textures non peau comme les murs, les métaux et bien d'autres textures, où on a pris des images de taille 32 X 32 pixels, ces images sont coupées de plusieurs images contiennent des photos pour des êtres humains.

Après avoir coupé les images de même taille (32X32) couvrent plusieurs endroits de corps humain comme les mains, les pieds, les abdominaux et les poitrines ...etc., nous avons réalisé une application implémentant la matrice de co-occurrence pour extraire les paramètres de la texture à partir des images fournies, où les paramètres choisis sont quatre (le contraste, l'énergie, l'entropie, l'homogénéité).

A la fin et après avoir obtenu les caractéristiques de la texture pour toutes les images fournies à l'application nous avons représenté les résultats sous forme de plusieurs tableaux et nous avons interprété ces résultats pour atteindre un résultat final sur les tests faits.

II. Bibliothèque des images

Notre Bibliothèque d'images contient des images des textures, cette Bibliothèque est organisé sous forme de plusieurs catégories, le premier niveau d'organisation contient deux catégories non peau et peau, cette dernière est aussi devisée en sous catégories qui sont les visages, les mains, les jambes, les abdominaux et les poitrines.

II.1. Les résultats des testes sur les textures non peau

On a ramené des images de plusieurs textures non peau comme les murs, les bois, les terres, les pneus, les fruits et les métaux.

Après avoir choisir ces image de taille 32X32 pixels nous avons calcule à l'aide de la matrice co-cooccurrence quatre paramètres (énergie, contraste, entropie et homogénéité), les résultats de teste sont représentés dans les tableaux suivants :

a. Les murs

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	7.65	5.67E-4	535.44	0.13
2	7.90	4.13E-4	1005.31	0.10
3	7.95	3.92E-4	1271.10	0.10
4	7.22	0.001	1083.93	0.18
5	7.52	6.54E-4	390.92	0.13
6	7.40	8.10E-4	309.42	0.18
7	7.87	4.24E-4	619.09	0.11
8	7.61	5.93E-4	491.64	0.15
9	6.52	0.002	107.91	0.30
10	6.42	0.002	52.39	0.37

Tableau 5.1. Les caractéristiques des mures

b. Les métaux

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	6.23	0.003	385.89	0.30
2	7.93	4.05E-4	3055.68	0.08
3	8.06	3.33E-4	1775.29	0.07
4	6.59	0.002	320.67	0.19
5	7.21	9.71E-4	56.36	0.27
6	8.12	3.07E-4	5045.40	0.05
7	7.34	7.70E-4	195.03	0.17
8	7.67	5.85E-4	1063.87	0.15
9	6.25	0.004	153.85	0.31
10	6.63	0.001	98.14	0.25
11	7.93	3.91E-4	655.05	0.11

Tableau 5.2. Les caractéristiques des métaux

c. Les papiers

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	7.65	5.75E-4	339.04	0.19
2	7.94	4.02E-4	858.04	0.13
3	6.54	0.002	74.70	0.34
4	6.43	0.002	61.26	0.24
5	7.75	5.39E-4	1442.21	0.16
6	7.90	4.09E-4	831.00	0.09
7	7.17	9.27E-4	135.19	0.18
8	6.54	0.001	46.91	0.26
9	4.76	0.01	3.59	0.53
10	5.85	0.003	39.36	0.28

Tableau 5.3. Les caractéristiques des papiers

d. Les fruits

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	7.36	8.20E-4	323.81	0.18
2	7.45	6.93E-4	170.84	0.18
3	5.72	0.004	16.03	0.37
4	5.36	0.007	16.09	0.38
5	7.51	7.12E-4	289.27	0.20
6	7.09	0.001	122.99	0.25
7	7.75	5.04E-4	485.80	0.16
8	6.93	0.001	87.39	0.23
9	4.82	0.01	4.63	0.51
10	4.55	0.02	3.09	0.57

Tableau 5.4. Les caractéristiques des fruits

e. Les pneus

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	8.05	3.39E-4	2398.19	0.08
2	7.86	4.48E-4	1105.22	0.12
3	7.45	8.09E-4	427.68	0.24
4	7.61	6.24E-4	1061.14	0.12
5	7.97	3.80E-4	1560.80	0.09
6	6.63	0.00206	171.52	0.24
7	7.72	5.55E-4	1790.34	0.12
8	7.18	0.001	547.55	0.18
9	7.73	5.03E-4	884.78	0.10
10	7.20	0.001	296.38	0.25

Tableau 5.5. Les caractéristiques des pneus

f. Les terres

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	7.58	0.001	639.47	0.14
2	7.02	0.001	129.95	0.20
3	7.81	4.94E-4	1048.71	0.16
4	7.78	4.82E-4	504.04	0.14
5	7.16	0.001	290.61	0.21

Tableau 5.6. Les caractéristiques des terres

g. Les bois

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	6.81	0.001	51.82	0.26
2	7.23	9.27E-4	173.48	0.19
3	7.21	9.56E-4	292.32	0.19
4	7.68	5.34E-4	539.49	0.15
5	7.53	6.47E-4	276.64	0.19
6	6.11	0.00312	58.33	0.29
7	7.85	4.41E-4	968.82	0.11
8	7.47	7.02E-4	328.29	0.20
9	5.86	0.003	29.45	0.35
10	7.03	0.001	84.79	0.22

Tableau 5.7. Les caractéristiques des bois

II.2. Les résultats des testes sur les textures de la peau

A ce niveau là on ne va pas choisir nos images au hasard comme les texture non peaux, mais suite à des critères comme le sexe et aussi les endroits différents de corps humain comme les mains, les pieds et l'abdominal ...etc.

a. Le visage

On a choisi des images pour des hommes et des femmes d'âge différents pour avoir des résultats d'une grande partie des êtres humains, et on a eu les résultats suivants :

1. Hommes

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	5.52	0.005	11.53	0.42
2	5.36	0.006	16.19	0.36
3	6.34	0.002	18.23	0.35
4	4.89	0.009	6.15	0.46
5	5.89	0.003	13.69	0.39
6	6.80	0.001	19.19	0.36
7	5.38	0.008	7.82	0.45
8	4.42	0.01	6.19	0.46
9	6.42	0.002	43.67	0.27
10	6.73	0.001	39.60	0.28
11	6.76	0.001	72.84	0.23
12	6.64	0.001	66.50	0.24
13	7.74	4.98E-4	232.02	0.16
14	7.19	9.63E-4	155.49	0.19
15	7.46	6.84E-4	248.19	0.22

Tableau 5.8. Les caractéristiques de visage homme

Observation 1

Les résultats obtenus pour les images des visages des hommes peuvent être regroupés dans trois grands groupes ,du la ligne 1 jusqu'à 8 , du la ligne 9 jusqu'à 12 ,et du la ligne 13 jusqu'à 15 où les résultats sont similaires dans chaque groupe , mais on voit dans les dernière ligne que les valeurs sont très différentes avec les première ligne et les premières lignes similaires au résultat des femmes(Tableau5. 9) car les dernières lignes contenant des images de visage avec poils.

2. Femmes

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	6.49	0.00190	29.66	0.31
2	5.93	0.00375	7.79	0.45
3	6.15	0.00281	7.24	0.45
4	6.26	0.00240	14.49	0.37
5	6.09	0.00331	9.16	0.43
6	5.55	0.00572	6.33	0.48
7	4.72	0.01363	8.37	0.46
8	5.35	0.00596	3.22	0.53
9	4.11	0.02301	3.54	0.55
10	5.63	0.00492	18.64	0.34

Tableau 5.9. Les caractéristiques de visage femme

Observation 2

D'après ce qu'on voit dans Le tableau 5.9 les caractéristiques des visages des femmes sont des valeurs similaires comme les lignes(8,9) et (2,3) et (5, 6, 7) où le changement est petit à cause de quelques critères comme l'âge (les femmes âgées ont des rides au niveau de visage) c'est ça qui donne des fois des **grandes** valeurs de *contraste* et des **petites** valeurs *d'énergie* comme les lignes(1,10,4).

Résultat 1

D'après les observations 1 et 2 on déduit :

- Les caractéristiques de texture de visage des hommes est similaire avec les caractéristiques des hommes sauf dans quelque images.
- la différence entre le visage de l'homme et la femme est au niveau de poils chez l'homme.

b. Mains

La main à des textures différentes, on a choisi trois endroits, l'extérieur de la main et l'intérieur et les doigts en extérieur et intérieur.

1. Hommes

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	7.42	7.57E-4	169.08	0.19
2	7.92	4.01E-4	1282.76	0.08
3	7.03	0.001	95.84	0.24
4	6.87	0.001	47.74	0.29
5	5.59	0.007	10.31	0.46
6	6.10	0.003	12.67	0.44
7	6.40	0.002	28.79	0.32
8	7.07	0.001	44.03	0.30
9	4.65	0.013	5.21	0.49
10	5.65	0.005	13.62	0.41
11	5.93	0.003	14.36	0.37
12	5.87	0.003	11.82	0.39
13	6.04	0.003	13.05	0.39
14	5.77	0.004	16.85	0.38
15	5.46	0.008	9.01	0.51
16	5.64	0.007	10.78	0.48
17	6.34	0.002	26.31	0.36
18	5.89	0.003	9.94	0.43

Tableau 5.10. Les caractéristiques de la main d'homme

Observation 1

Les résultats obtenus dans ce tableau peuvent être interpréter comme suit :

- De la ligne 1 au 3 : les valeurs de **contraste** sont très grandes et **l'énergie** sont très petite et **l'entropie** et **l'homogénéité** à petite valeur aussi, car les mains prises dans le test sont des mains avec poils.
- la ligne 4 sont des valeurs d'une main avec un peu de poils donc on voit des valeurs différentes aux valeurs précédentes.
- la ligne 5 contient des valeurs ne sont pas similaires à les lignes précédentes malgré que sont de même endroit de la main, car la main prise est une main sans poils.
- De la ligne 6 au 10 : sont des images de l'intérieur de la main, les valeurs de **contraste et énergie moyenne** la différence est entre (5 ,30) et (000,3 et 0,1) respectivement, et les deux autres dans les normes.

- De la ligne 11 au 14 : sont des images de l'extérieur de doigt pour cela on voit que les résultats sont différentes par rapport à l'extérieur et l'intérieur de la main.
- De la ligne 15 au 18 : sont des images de l'intérieur de doigt pour cela on voit que les résultats sont différentes par rapport à l'extérieur et l'intérieur de la main.

2. Femmes

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	4.75	0.0134	5.26	0.51
2	6.00	0.0034	19.34	0.37
3	5.07	0.0080	9.06	0.40
4	3.48	0.0454	1.09	0.72
5	5.89	0.0035	10.67	0.40

Tableau 5.11. Les caractéristiques de la main femme

Observation 1

Les résultats obtenus dans ce tableau peuvent être interpréter comme suit :

On voit que les caractéristiques de la main d'une femmes sont similaires avec leur visage (ligne 1, 3,4 tableau 5.11 et ligne 5, 8,9 tableau 5.9) et d'après (ligne 9,15 tableau 5.10 avec ligne 1,5 tableau 5.11) on voit une similarité entre la main de l'homme et la femme.

Résultat 2

D'après les observations 1,2 on peut dire :

- La texture n'aide pas à faire la différence entre la main d'un homme à une de femme sauf au niveau de l'extérieur grâce aux poils qui s'apparaisse chez l'homme.
- La texture de la main d'une femme (parties extérieur de la main) elle est similaire à leur visage.

c. Abdominal

Les images d'abdominales prises dans ce test sont pour les deux sexes comme sont donnés pas ces deux tableaux

1. Hommes

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	5.99	0.00332	13.11	0.41
2	5.86	0.00406	15.40	0.45
3	5.35	0.00636	4.45	0.49
4	4.66	0.01422	2.93	0.57
5	5.38	0.00600	4.30	0.51
6	5.55	0.00519	7.47	0.45
7	4.54	0.01775	2.40	0.59
8	5.46	0.00709	4.89	0.49
9	3.94	0.03535	0.99	0.74
10	3.93	0.03444	0.94	0.75

Tableau 5.12. Les caractéristiques de l'abdominal de l'homme

2. Femmes

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	6.46	0.00192	14.55	0.36
2	5.67	0.00539	10.06	0.48
3	6.83	0.00138	62.35	0.27
4	6.95	0.00127	34.36	0.30
5	6.27	0.00399	24.62	0.41
6	7.65	5.57E-4	382.21	0.13
7	5.31	0.00723	4.34	0.50
8	6.85	0.00138	64.88	0.28
9	6.11	0.00363	30.24	0.38
10	7.24	9.23E-4	112.91	0.24
11	6.21	0.00269	15.38	0.36

Tableau 5.13. Les caractéristiques de l'abdominal de la femme

3. Poitrines

1. Hommes

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	6.18	0.00276	15.53	0.35
2	7.14	9.95E-4	60.11	0.25
3	5.16	0.01372	10.355	0.50
4	6.11	0.00335	69.10	0.28
5	7.69	5.23E-4	265.43	0.14
6	7.05	0.00140	101.42	0.27
7	7.47	6.77E-4	311.49	0.14
8	7.75	4.95E-4	145.39	0.20
9	7.75	4.91E-4	690.14	0.10
10	6.34	0.00233	10.75	0.42
11	7.41	7.65E-4	85.68	0.25

Tableau 5.14. Les caractéristiques de la poitrine de l'homme

2. Femmes

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	5.35	0.00929	10.58	0.54
2	5.47	0.00577	5.56	0.48
3	5.62	0.00505	4.71	0.50
4	5.71	0.00428	7.36	0.45
5	5.75	0.00422	4.86	0.49
6	5.36	0.00699	5.43	0.48

Tableau 5.15. Les caractéristiques de la poitrine de la femme

Observation

Les résultats obtenus dans les deux tableaux 5.12 et 5.13 indiquent que la texture de l'abdominal pour les deux sexes est similaire (la ligne 2 tableau 5.13 et ligne 11 de tableau 5.12) la différence entre la texture de l'homme par rapport à la femme est au niveau de poil qu'existe chez les hommes (ligne 6,10 de tableau 5.12)même la texture de l'abdominal est similaire à des autre textures des autres endroits comme la main (ligne 1,2 de tableau 5.13 et ligne 6, 10, 11,14 de tableau 5.10) , la poitrine de l'homme (ligne 1,11 tableau 5.12 et ligne 1 tableau 5.14)et la poitrine de la femme est similaire au visage aussi (ligne 2,3,4,5,6 de tableau 5.15 et ligne 2,3,6,8,9 tableau 5.9).

Résultats 3

D'après l'observation précédente on peut déduire ces résultats :

- Les textures des abdominaux et des poitrines sont similaires pour les deux sexes sauf dans le cas où les poils s'apparaissent chez l'homme.
- Les caractéristiques obtenus pour la texture de l'abdominal sont obtenus aussi pour des autres textures comme les mains et la même chose pour les poitrines, des résultats de poitrine femme sont obtenus pour les visages des femmes.

4. Dos

1. Hommes

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	6.77	0.00142	32.77	0.30
2	5.64	0.00592	6.99	0.48
3	5.79	0.00433	7.61	0.46
4	5.43	0.00606	7.09	0.45
5	5.57	0.00549	8.53	0.45
6	5.53	0.00562	9.21	0.41
7	6.47	0.00210	31.81	0.30

Tableau 5.16. Les caractéristiques de dos de l'homme

2. Femmes

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	3.51	0.04691	1.21	0.70
2	4.87	0.01095	6.38	0.47
3	3.69	0.03804	1.99	0.62
4	4.49	0.01560	1.84	0.62
5	5.32	0.00706	4.08	0.53
6	4.74	0.01194	2.45	0.58
7	5.53	0.00664	8.46	0.46
8	4.98	0.00868	3.83	0.51

Tableau 5.17. Les caractéristiques de dos de la femme

Observation

D'après ce qu'on a eu dans les deux tableaux 5.16 et 5.17 on voit que les caractéristiques de la texture de dos chez l'homme et la femme est similaire sauf au niveau de poil chez l'homme, aussi comme les autre parties de corps, et on trouve une apparence entre ces caractéristiques avec des autres textures comme par exemple l'abdominal et la poitrine de la femme avec leur dos (ligne 1,3,6 tableau 5.17 et ligne 7,4 tableau 5.13 et ligne 3,5 tableau 5.15).

Résultat 4

- La texture de dos similaire pour les deux sexes sauf dans le cas où les poils s'apparaissent chez l'homme.
- Les caractéristiques obtenus pour la texture de dos sont obtenu aussi pour des autres textures comme les poitrines et les abdominaux, des résultats de dos femme sont obtenus pour la poitrine et l'abdominal des femmes.

5. Jambes

Pour ce teste des images sont choisis pour des jambes déférents pour les deux sexes.

1. Hommes

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	5.29	0.00733	5.54	0.48
2	5.17	0.00724	6.50	0.45
3	5.09	0.01124	9.14	0.49
4	5.62	0.00506	10.84	0.42
5	7.30	8.68E-4	191.35	0.18
6	5.97	0.00407	37.38	0.34
7	5.95	0.00347	25.99	0.33
8	5.41	0.00666	7.74	0.48
9	6.37	0.00237	39.02	0.29
10	5.29	0.00733	5.54	0.48

Tableau 5.18. Les caractéristiques de jambe de l'homme

2. Femmes

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	6.30	0.00230	11.75	0.39
2	5.65	0.00451	6.03	0.46
3	4.44	0.01661	4.89	0.50
4	4.69	0.01332	2.52	0.57
5	3.64	0.03651	1.11	0.71
6	3.45	0.04327	1.24	0.66
7	3.27	0.05162	1.54	0.63
8	3.50	0.05673	2.29	0.70
9	5.71	0.00442	5.55	0.47
10	4.49	0.01462	2.63	0.56

Tableau 5.19. Les caractéristiques de jambe de la femme

Observation

Les tableaux 5.18 et 5.19 indiquent que la texture de les jambe des femmes et des hommes se différe par l'existence de poil chez les hommes (la ligne 5 tableau 5.18), et pour les autres endroits de corps on trouve une similarité comme les dos, les poitrines et les abdominaux (ligne 3,4,8 tableau 5.13 et ligne 2,3,5,6 tableau 5.15 avec ligne 3,9 tableau 5.19).

Résultat 5

L'observation vue précédemment nous donne comme résultats les suivants :

- La texture de dos similaire pour les deux sexes sauf dans le cas où le poil s'apparaît chez l'homme.
- Les caractéristiques obtenues pour la texture de jambe sont obtenues aussi pour des autres textures comme les poitrines et les abdominaux.

Remarque :

D'après les observations vues précédemment on voit que les poils ont fait la différence entre les femmes et les hommes, pour cela on va poser la question es que la texture des cheveux peut nous donner la partie de corps humain ?

Pour répondre à cette question on a pris des images de plusieurs parties de corps humain (abdominal, dos, main, poitrine, visage), les résultats sont représenté aux tableaux suivants :

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	6.83	0.00138	62.35	0.27
2	7.65	5.57 E-4	382.21	0.13

Tableau 5.20. Les caractéristiques de l'abdominal avec cheveux

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	7.45	7.09 E-4	302.75	0.16
2	8.01	3.54 3E-4	1722.53	0.07
3	7.95	3.87 E-4	1186.72	0.09
4	7.34	7.97 E-4	174.09	0.18
5	7.34	7.97 4E-4	174.09	0.18

Tableau 5.21. Les caractéristiques de la main avec cheveux

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	7.14	9.95 E-4	60.11	0.25
2	7.69	5.23 E-4	265.43	0.14
3	7.47	6.77 E-4	311.49	0.14

Tableau 5.22. Les caractéristiques de la poitrine avec cheveux

N°	Entropie	Energie	Contraste	Homogénéité
1	7.74	4.98 E-4	232.02	0.16
2	6.64	0.00164	66.502	0.24
3	7.19	9.63 E-4	155.49	0.19
4	7.46	6.84 E-4	248.19	0.22

Tableau 5.23. Les caractéristiques de visage avec cheveux

CONCLUSION GENERALE

Conclusion Générale

Dans ce mémoire, nous avons apporté notre contribution dans le domaine de détection de peau humaine dans une image par l'utilisation d'attribut texture.

Nous avons commencé par une présentation de l'état de l'art comportant quelque travail dans le domaine de la reconnaissance de la peau à travers la texture, et aussi un état de l'art sur les méthodes les plus utilisées pour leur classification.

Ensuite, nous avons présenté les réseaux de neurones avec leur détail et les différentes approches reliées au réseau comme l'apprentissage, la fonction d'activation ...etc.

Les réseaux de neurones sont largement utilisés dans les problèmes de la classification et l'identification. Nous avons d'une part, étudié les particularités des réseaux de neurones dans ce domaine. D'autre part, nous avons démontré leurs capacités de réaliser un taux de détection assez élevé.

Dans l'approche proposée dans ce travail, nous avons exploité les réseaux de neurones. Nous avons présenté d'abord, les étapes d'une démarche permettant d'assurer la phase d'apprentissage en utilisant l'algorithme de rétro propagation. Puis, une autre démarche a été proposée pour la phase de la peau.

Pour les données fournies aux réseau de neurones, nous avons exploité la matrice de co-occurrence comme méthode d'extraction des caractéristiques de la texture de la peau.

A la fin de ce mémoire, les résultats expérimentaux de l'implémentation sont présentés et interprétés pour montrer l'efficacité de la méthode proposée.

Ce travail réalisé peut être amélioré par son test sur d'autres bases d'images ou dans d'autres méthodes d'extraction des caractéristiques de la texture ou par son optimisation en adoptant une démarche sélective des données à introduire dans le réseau de neurone ou par une autre méthode de classification. Peut être aussi

CONCLUSION GENERALE

envisagé de tester sur des images globales (pas des morceaux comme notre cas) pour identifier les zones peau et les zones non peau.

Ces résultats nous ont permis de conclure que le seul attribut texture ne peut en aucun cas identifier les différentes parties du corps. Ils nous ont également permis de savoir que l'attribut texture est assez robuste pour identifier des zones de peau dans des images mixtes (peau et non peau)

Bibliographie

Bibliographie

Bibliographies

Mc Culloch W.S. et Pitts W., A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, Bulletin of Math. Biophysics, vol.5. (1943). pp. 115-133.

Hebb D.O., The organisation of behavior, Wiley, New-york, (1949).

Widrow B. et Hoff D.E., adaptative switching circuits, IRE Western Electric Show and convention Record, vol.4, (1960) , pp. 96-104.

Rumelhart D. E. et Mc Clelland. J. L., Parallel Distributed Processing: Exploration in the MicroStructure of Cognition, MIT Press, Cambridge, (1986).

Hassoun M. H., *Fundamentals of Artificial Neural Networks*, The MIT Press. (1995).

Grossbreg S ., Studies of Mind and Brain: Neural Principles of Learning, Perception, Development, Cognition, and Motor Control (1982).

Rumelhart et al., 1986. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J. Learning internal representations by error propagation. In Rumelhart, D. E., McClelland, J. L., and the PDP Research Group, editors, *Paralled Distributed Processing. Explorations in the Microstructure of Cognition. Volume 1: Foundations*. The MIT Press, Cambridge, MA. (1986), , pp 318-362

Weiss and Kulikowski, Computer Systems that Learn, Morgan Kaufmann (San Mateo, CA) Classification and prediction methods from statistics, neural nets, machine learning, and expert systems, (1991).

D.White and D.Sofge, Handbook of Intelligent Control, Van Nostrand, 1992: neural, fuzzy, and adaptive approaches, (1992).

Bibliographie

Brézellec, P., and Dédier, G, GIZMO : un algorithme de grille cherchant des clusters homogènes. 3eme Conférence Francophone sur l'Apprentissage Automatique. (2001). pp 101-116.

Diday, E., Lemaire, J., Pouget, J., and Testu, F, Un algorithme de types nués dynamique, (1982). pp 117-123. Dunod.

Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., and Xu, X, A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, (1996). pp 226-231.

Karypis, G., Han, E.-H.S., and News,V.K, Chameleon: Hierarchical clustering using dynamic modeling. Computer, (1999). 32(8):pp 68-75.

Steinbach, M., Karypis, G., and Kumar, V. A comparison of document clustering techniques. In KDD Workshop on Text Mining. (2000).

Verma, D. and Meila, M. A comparison of spectral clustering algoritms. Technical report, University of Washington. (2003).

Wang, W., Yang, J., and Muntz, R. R. STING: A statistical information grid approach to spatial data mining. In Jarke, M., Carey, M. J., Dittrich, K. R., Lochovsky, F. H., Loucopoulos, P., and Jeusfeld, M. A., editors. 23rd International Conference on Very Large Data Bases. (1997). pp 186-195.

Ye, L., and Spetsakis, M., Clustring on unobserved data using mixture of Gaussians. Technical report, York University, Toronto, Canada. (2003).

Sonka, M., Hlavac, V., Boyle, R., Image Processing, Analysis, and Machine Vision. PWS publishing, California, USA. (1999).

Jones, M.J., and Rehg, J.M., Statistical color models with application to skin detection. In Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, (June 1999). volume 1, pp 274–280. Ft. Collins, CO.

Bibliographie

Ben Amara, N., Utilisation des modèles de Markov cachés planaires en reconnaissance de l'écriture arabe imprimée ». Thèse de doctorat, spécialité Génie Electrique, Université des sciences, des Techniques et de médecine de Tunis II, (1999).

Al-Badr, B., Mahmoud, S.A., Survey and bibliography of Arabic optical text recognition ». Signal processing, (1995). vol. 41, pp. 49-77.

Haralick, R.M Glossary and index to remotely sensed image pattern recognition concepts", presented at Pattern Recognition., (1973). pp.391-403.

Nunes, E., and Conci, A., Segmentac, ~ao por textura e localizac, ~ao do contorno de regi~oes em imagens multibandas (in Portuguese). IEEE Latin America Transactions, (2007). 5(3):185–192.

L'emplacement de la frontière des régions dans des images multi bande par la segmentation et la texture(en français)

Rosenblatt F., The perceptron : a probalistic model for information storage and organization in the brain, Psychological Review, (1958). vol.65, 386-408.

Widrow B. et Hoff D.E., adaptative switching circuits, IRE Western Electric Show and convention Record, (1960). vol.4, pp. 96-104.

Kohonen T., Self organized formation of topologically correct feature maps, Biol Cybernetics, (1982). Vol. 43, pp. 59-69.

Hopfield J., Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities, Proceedings of the National Academy of Sciences, (1982). vol.79, pp. 2554-2558.

Minsky M. et Papert S., Perceptrons : an introduction to computational geometry, MIT Press, expanded edition, (1988).

Ackley D.H., Hinton G.E., Sejnowski T.J., A Learning Algorithm for Boltzmann MachinesCognitive Science. (1985).

Bibliographie

Phung, S., Bouzerdoum, A., and Chai, D. Skin segmentation using color pixel classification: Analysis and comparison. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, (2005). 27(1):148–154.

Soria-Frisch, A., Verschae, R., and Olano, A. Fuzzy fusion for skin detection. *Fuzzy Sets and Systems*, (2007). 158:325–336.

Zarit, B., Super, J., and Quek, F. Comparison of five color models in skin pixel classification. In *Proc. ICCV99*. . (1999).

Terrillon, J., Shirazi, M., Fukamachi, H., and Akamatsu, S. Comparative performance of different skin chrominance models and chrominance spaces for the automatic detection of human faces in color images. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. (2000).

Kakumanu, P., Makrogiannis, S., and Bourbakis, N. A survey of skin-color modeling and detection methods. *Pattern Recognition*, (2007). 40:1106–1122.