

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOULOD MAMMARI DE TIZI-OUZOU
FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE



Mémoire de fin d'études

EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME
D'INGENIEUR D'ETAT EN ELECTRONIQUE

OPTION : CONTROLE

Thème

*Classification non supervisée par la
carte auto-organisatrice de Kohonen :
Application à la segmentation
d'images*

Proposé et dirigé par :
M^{me} : ALKAMA Sadia

Etudié par :
M^{elle} : MEZIANI Razika
M^{elle} : YAHOUM Kahina

Promotion : 2007-2008

Remerciements

- *Nous tenons à remercier le bon Dieu qui nous a donné la bonne santé et la persévérance durant notre cursus.*
- *Egalement, nous tenons à exprimer nos vifs remerciements à notre promotrice Mme S. Alkama qui nous a fait l'honneur de nous prendre sous sa responsabilité, ainsi que pour ces orientations et précieux conseils, qu'elle trouve ici toutes les expressions de notre respect et gratitude.*
- *Nous tenons enfin à remercier les membres de jury qui nous font l'honneur de juger notre travail.*



Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

- *A la mémoire de mon grand père.*
- *Mon grand père Boudjmaa*
- *Mes grandes mères Zouina, ounissa et Fatima.*
- *Mes chers parents.*
- *Mes chers frères et sœurs.*
- *Mes oncles surtout Makhlouf, Azouaoue, Rachid, et leurs familles.*
- *Mes tantes et leurs familles.*
- *Mes amies surtout Myliada, Rachida, Karima, chafia, Dahbia, et leurs familles.*
- *A ma copine Razika et sa famille.*
- *A toute la promotion 2007-2008.*



Kahina

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

- la mémoire de mon très cher oncle et ma très chère grande mère
- *Mes très chers parents qui n'ont pas cessés de m'aider et de me conseiller.*
- *Mes frères :Mustapha, Kaci.*
- *Mes sœurs :Nora, Tafath et ma petite sœur Ounissa.*
- *Mon fiancé Salim qui m'a beaucoup aidé.*
- *Toute ma famille.*
- *Toute la famille de mon fiancé.*
- *Ma copine Kahina et à toute sa famille*
- *Mes copines Nabila, Malika, Fazia, Nacera et à toute leurs familles .*
- *Toute la promotion 2007-2008.*



Razika

SOMMAIRE

Introduction	1
---------------------------	---

Chapitre I : Notion sur le traitement d'image

I.1. Introduction	2
I.2. Définition de l'image.....	2
I.3. Type d'image	2
I.3.1. Image numérique	2
I.3.2. Image binaire.....	3
I.3.3. Image en niveau de gris	3
I.3.4. Image en couleur	3
I.4. Caractéristique d'une image numérique	4
I.4.1. Pixel.....	4
I.4.2. Dimension.....	4
I.4.3. Résolution	4
I.4.4. Bruit	5
I.4.5. Contour.....	5
I.4.6. luminance	5
I.4.7. Contraste	5
I.5. Histogramme.....	5
I.6. Architecture générale d'un système de traitement d'image.....	7
I.6.1. Acquisition des images	7
I.6.2. Prétraitement et post-traitement	7
I.6.3. Traitement numérique des images	8
I.6.4. Visualisation stockage et transmission	8
I.7. Le filtrage	9
I.7.1. Filtrage linéaire	9
I.7.1.1. Filtre global	10
I.7.1.2. Filtre local	10
a- Filtrage passe-bas	10
b- Filtrage passe-haut	11
I.7.2. Filtrage adaptif ou non linéaire	11
I.7.2.1. Filtre d'ordre	11

I.7.2.2.Filtre de position	12
I.8.La segmentation	13
I.8.1. Définition.....	13
I.8.2.Méthodes de segmentation.....	13
I.8.2.1. Classification des pixels	13
I.8.2.2.Approche par seuillage	14
I.8.2.3.Approche par régions	14
I.9.Conclusion	15

Chapitre II : les réseaux de neurones

II.1.Introduction	16
II.2. Historique.....	16
II.3. Définition.....	17
II.4. Modèle d'un neurone	17
II.4.1. Le modèle neurophysiologique	17
II.4.2. Modèle artificielle (mathématique).....	18
II.4.3. Fonctions de transfert	20
II.5. Structure général d'un réseau de neurone formel.....	22
II.6. Apprentissage	23
II.6.1. Présentation.....	23
II.6.2.Type d'apprentissage	23
II.6.2.1. Le mode supervisé	23
II.6.2.2. Le mode non supervisé	23
II.6.2.3. Le renforcemen	24
II.6.2.4. Le mode hybride.....	24
II.6.3. Règles d'apprentissage	24
II.6.3.1. Règle de correction d'erreurs	24
II.6.3.2. Apprentissage de Boltzmann.....	24
II.6.3.3. Règles de Hebb.....	25
II.6.3.4. Règle d'apprentissage par compétitions.....	25
II.7. Architecture.....	25
II.7.1. Les réseaux "FEED-FORWARD"	26
II.7.2. Les réseaux bouclés "FEED-BACK"	27
II.7.2.1. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen	27

II.7.2.2. Les réseaux de Hopfield	28
II.7.2.3. Les ART	29
II.8. Application des réseaux de neurones	30
II.9. Conclusion	30

Chapitre III : Classification par la carte auto-organisatrice

III.1. Introduction	31
III.2. Notation et définition	31
III.3. Architecture neuronale et carte topologique	32
III.4. Notion de voisinage et de distance	33
III.5. Algorithme d'optimisation	35
III.5.1. Phase d'affectation	36
III.5.2. Phase de minimisation.....	36
III.5.3. Les étapes de l'algorithme	37
III.6. Recherche d'une partition adaptée aux classes recherchées	38
III.7. Conclusion	39

Chapitre IV : Tests et résultats

IV.1. Introduction.....	40
IV.2. Les images tests.....	40
IV.3. Influence de la taille τ de la carte topologique sur la segmentation des images	42
IV.4. Influence de la fonction μ^i sur la segmentation des images.....	45
IV.5. Influence du paramètre ε sur la segmentation des images.....	47
IV.6. Influence de la fonction de voisinage K^T sur la segmentation des images	49
IV.7. Conclusion.....	51

Conclusion générale	52
----------------------------------	-----------

Bibliographie

Introduction générale

Le traitement d'images s'est considérablement développé durant ces dernières années, cela est dû aux progrès considérables qu'ont connus les outils informatiques et techniques.

Aujourd'hui, il ne s'agit plus uniquement de traiter les images pour les améliorer mais aussi de les comprendre et de les interpréter. Pour reconnaître des objets afin d'interpréter les images, il faut souvent au préalable les segmenter. Cette étape est donc très importante dans l'analyse des images. C'est une opération qui consiste à partitionner une image en régions homogènes.

Pour segmenter une image, plusieurs approches existent et sont principalement les approches par classification des pixels, les approches par seuillage et les approches par région.

Nous nous sommes intéressés dans ce travail à l'approche par classification des pixels. Comme les réseaux de neurones apportent un gain en efficacité, précision et rapidité dans le traitement des données, nous avons opté pour leur utilisation dans la segmentation des images.

Nous allons dans cette thèse segmenter des images réelles dont l'appartenance des pixels aux différentes classes est inconnue. Nous allons donc utiliser un réseau de neurone à apprentissage non supervisé. Les données à analyser sont constituées d'observations dont on cherche la structure : il n'y a pas de but précis à atteindre, ni de réponse souhaitée.

Les cartes topologiques auto-organisatrices qui sont une famille des réseaux de neurones à apprentissage non supervisé seront utilisées dans ce travail.

Pour se faire, nous avons organisé notre travail en quatre chapitres :

- Le premier chapitre, traite les notions générales sur le traitement d'images.
- Le second chapitre, est consacré à l'étude des réseaux de neurones.
- Le troisième chapitre portera sur l'étude de la classification automatique par la carte de Kohonen.
- Les tests effectués, les résultats obtenus ainsi que les différents commentaires seront présentés dans le quatrième chapitre.

Enfin, nous terminons notre travail par une conclusion générale.

CHAPITRE I

Notions sur le traitement d'image

I.1. Introduction [1]

Avec la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse de contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est donc un moyen efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière pour en dégager une impression et en extraire des informations précises.

De ce fait, le traitement d'image est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celle-ci, dans le but d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire de l'information jugée pertinentes.

I.2. Définition de l'image [1]

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui après affichage sur l'écran ont une signification pour l'œil humain.

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x, y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et/ou de couleur. Sous cet aspect l'image est inexploitable par la machine ce qui nécessite sa numérisation.

I.3. Type d'image

Il existe plusieurs types d'image et on citera dans ce paragraphe quelques exemples.

I.3.1. Image numérique

Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo ou dessinées sur du papier, les images manipulées par un ordinateur sont numériques (représentées par une série de bit).

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de taille fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleur prélevé à l'emplacement correspondant dans

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme

l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter.

I.3.2. Image binaire

Une image binaire est une matrice rectangulaire dont les éléments valent 0 ou 1. Lorsqu'on visualise une telle image, les 0 sont représentés par le noir et les 1 par le blanc.

I.3.3. Image en niveau de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La valeur de l'intensité du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini intermédiaire de niveaux. Donc pour représenter les images en niveau de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise entre 0 et $2^n - 1$ (n étant le nombre de bits utilisés pour coder le pixel). Souvent on utilise un octet (n=8) pour coder les niveaux de gris de l'image.

I.3.4. Image en couleur

La couleur et la sensation que produisent sur l'œil les radiations de la lumière, telles qu'elles sont absorbées ou réfléchies par les corps.

Une image couleurs contient trois plans couleurs. Dans la plupart des images numériques couleurs les trois plans sont le rouge, le vert et le bleu (R, V, B). Chaque plan est codé comme une image de niveau de gris avec des valeurs allant de 0 à 255 (si n=8).

Un pixel gris a ses trois valeurs R, V et B identiques (R=V=B). Pour convertir une image couleur en niveau de gris, on utilise une méthode simple qui consiste à calculer la moyenne des trois composantes R, V et B. On réalise ainsi l'opération suivante :

$$I(i, j) = \frac{R(i, j) + V(i, j) + B(i, j)}{3}$$

I (i, j): Niveau de gris du pixel situé à la ligne i et la colonne j.

R (i, j): Intensité de la couleur rouge du pixel (i, j).

V (i, j): Intensité de la couleur verte du pixel (i, j).

B (i, j): Intensité de la couleur bleu du pixel (i, j).

I.4. Caractéristique d'une image numérique [1]

L'image est un ensemble structuré d'information caractérisé par les paramètres suivants :

I.4.1. Pixel

Le pixel est le plus petit point de l'image (« pix » vient de Picture et « el » vient de element), c'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification. Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression.

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre images monochromes et images couleurs. Dans le cas d'une image monochrome chaque pixel est codé sur un octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image est directement liée à la taille de l'image.

Dans une image couleur (R.V.B), un pixel est représenté sur trois octets : un octet pour chacune des couleurs : rouge(R), vert (V), et bleu (B).

I.4.2. Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice de n lignes et p colonnes. Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne la dimension ($n \times p$), qui est le nombre de pixel de l'image.

I.4.3. Résolution

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

I.4.4. Bruit

Un bruit dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins. Il peut provenir de l'éclairage des dispositifs optiques.

I.4.5. Contour

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative.

I.4.6. Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface. Pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué à l'éclat d'un objet.

I.4.7. Contraste

Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones de l'image. Soit L_1 et L_2 les degrés de luminosité de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image, le contraste est ~~défini~~**défini** par le rapport :

$$C = \frac{l_1 - l_2}{l_1 + l_2}$$

I.5. Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou de couleur d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Celui-ci fournit un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur). Il permet par exemple de voir dans quelle gamme est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur).

Si l'histogramme est formé d'un pic (mode) qui représente soit un objet, soit un fond, on dit qu'il est unimodal. S'il est formé de deux modes bien séparés par une vallée, on dit qu'il est bimodal et l'on déduit qu'il existe un objet

CHAPITRE I

Notions sur le traitement d'image

sur un fond. Un histogramme multimodal (plusieurs pics séparés par des vallées) nous renseigne sur la présence de plusieurs objets.

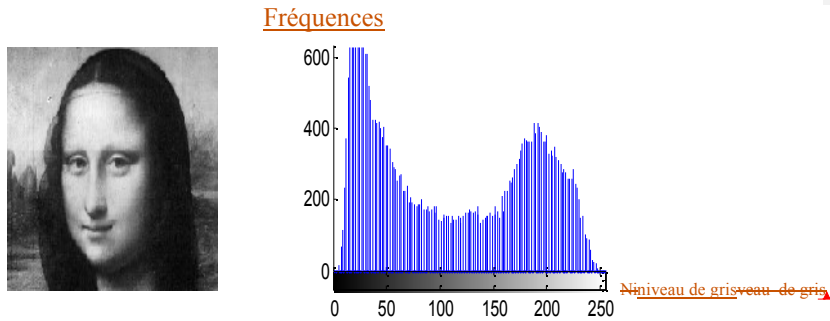


Figure I-1 : Image Mona et son histogramme

Nous pouvons faire subir à l'histogramme des traitements afin d'améliorer le rendu de l'image. Parmi ces traitements l'égalisation d'histogramme est très souvent utilisée. L'égalisation d'histogramme a pour but d'harmoniser la répartition des niveaux de luminosité de l'image de telle manière à tendre vers un même nombre de pixel pour chacun des niveaux de l'histogramme. Cette opération vise à augmenter les nuances dans l'image. Nous affichons sur la figure I.2 l'image Mona et son histogramme après avoir subi l'opération d'égalisation.

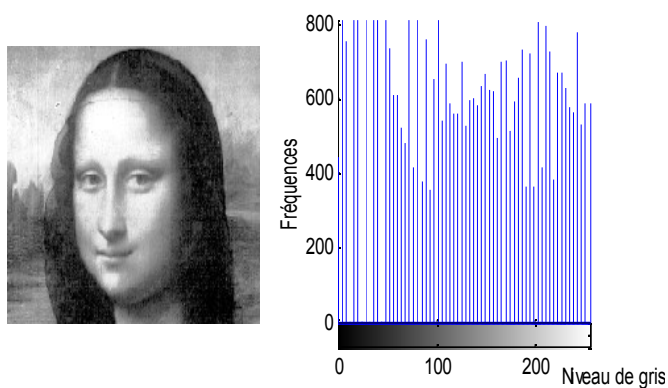


Figure I-2 : Image de Mona égalisée et son histogramme.

I.6. Architecture générale d'un système de traitement d'image [1]

L'architecture générale d'un système de traitement d'image est représenté sur la figure I.3, il est formé de plusieurs opérations que nous décrivons ci-après..

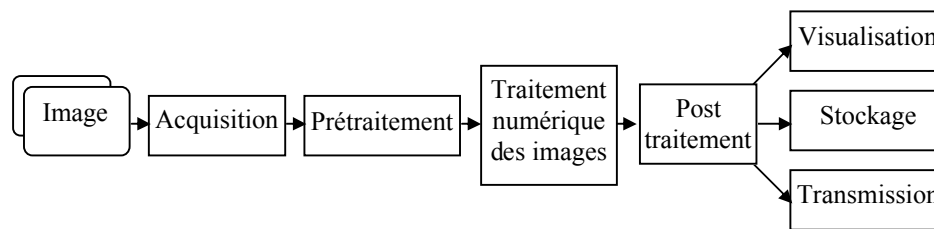


Figure I.3 : Système de traitement d'image

I.6.1. Acquisition des images

L'acquisition d'une image est l'opération qui permet le passage de l'information réelle à une représentation numérique. Ce passage appelé aussi numérisation n'est autre que la transformation d'un signal analogique en un signal numérique. L'acquisition de l'image constitue l'interface entre le système et le monde extérieure. Elle est réalisée en plusieurs étapes : le transfert des images optiques qui est une opération permettant de transformer le signal optique en un signal analogique, l'échantillonnage de ce signal analogique qui consiste à multiplier ce dernier par une série d'impulsion unité dans le but d'avoir des échantillons du signal et la quantification qui est une traduction des échantillons en valeur numérique selon une règle de codage choisit.

Suivant l'objet ou le document à numériser et le domaine d'application dans lequel l'image va être utilisée, il existe divers dispositifs de numérisation d'image allant du simple scanner au satellite de télédétection.

I.6.2. Prétraitement et post-traitement

L'opération de prétraitement a pour but principal la correction, des imperfections du système d'acquisition. Les méthodes développées pour le prétraitement des images différent selon la technique utilisée, les hypothèses sur le modèle du bruit, la nature de l'image à traiter et surtout le but recherché

par le traitement. Toutes les approches tentent, dans leur ensemble, de retrouver à partir d'une image dégradée, celle qui est la plus proche de l'originale. Ceci revient à obtenir des contours droits et francs et des zones homogènes bien lisses entre les contours. Les techniques de prétraitement les plus utilisées reposent principalement sur le filtrage et le rehaussement de contraste.

Le post-traitement concerne les images traitées. Toutes les opérations utilisées en prétraitement, le sont aussi en post-traitement.

I.6.3. Traitement numérique des images

Le traitement d'image est l'ensemble, des méthodes qui permettent de décrire quantitativement le contenu d'une image. Les traitements applicables aux images sont nombreux et souvent sont en fonction du domaine d'application (télécommunication, la médecine, l'imprimerie, etc.).

Les traitements les plus utilisés sont la convolution et la segmentation. La convolution est le remplacement de la valeur d'un pixel par une combinaison linéaire de ses voisins. Elle consiste à faire balayer une fenêtre (masque) sur l'ensemble des points de l'image. Le filtrage linéaire d'une image est une opération de convolution.

La segmentation d'image est une étape très importante dans la chaîne d'analyse car c'est à partir de l'image segmentée que l'on peut bien interpréter son contenu et procéder au processus de reconnaissance. La segmentation consiste à partitionner l'image en régions homogènes connexes, plusieurs travaux de recherche ont été effectués sur ce sujet.

∴

I.6.4. Visualisation stockage et transmission

Tout système d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images. L'utilisation de ~~différentes~~différents reconstituteurs permet de transformer le signal numérique qui est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur. Pour cela, différents types de supports peuvent être employés : moniteurs vidéos, clichés photographiques, impression sur papier.... Dans tous les cas et pour chaque échantillon de l'image numérique on recrée un nouvel élément d'image ou un nouveau pixel

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Retrait : Gauche : 0 cm

dont on choisit la forme de façon à reconstituer une image analogique qui soit la plus proche possible de l'image avant numérisation. L'image numérisée et traitée peut être archivée en la stockant sur des supports destinés à cet effet comme par exemple les bandes magnétiques, les disques durs...

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

I.7. Le filtrage a convolution [2]

L'amélioration des images est essentiellement obtenue par le filtrage qui consiste soit à atténuer les bruits indésirables, soit à accentuer les contours. On note trois catégories de filtrages : le filtrage linéaire, le filtrage adaptif (non linéaire) et le filtrage morphologique.

Mis en forme : Couleur de police : Noir

I.7.1. Filtrage linéaire

On peut améliorer les images en utilisant les filtres linéaires. Ils ont cette appellation car ils possèdent les propriétés de convolution. Filtrer une image I consiste à la convoluer avec une fonction f qui est la réponse impulsionnelle du filtre.

Dans le cas continu, l'image filtrée I' est donné par :

Mis en forme : Police :Non Gras

$$I'(i,j) = (f * I)(i,j) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(i_1, j_1) I(i - i_1, j - j_1) di_1 dj_1$$

Dans le cas discret, discret, Les domaines de définition de I et f sont bornés. Le domaine de I est [-N/2, +N/2] et le domaine de f est [-K/2, +K/2], avec K ≤ N et N la taille de l'image.

Mis en forme : Police :Non Gras

La convolution s'écrit alors :

$$I'(i,j) = (f * I)(i,j) = \sum_{i'=-K/2}^{+K/2} \sum_{j'=-N/2}^{+N/2} f(i - i', j - j') I(i', j')$$

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Il existe trois méthodes utilisées pour ce type de filtrage : le filtrage linéaire ~~globale~~global, le filtrage linéaire local et le filtrage moyenneur.

I.7.1.1.Filtre globale

Le filtrage globale consiste à effectuer le produit de convolution de la transformé de Fourier de l'image par une fonction F, qui est la fonction de transfert du filtre f, appelée "gain complexe du filtre".

I.7.1.2.Filtre local

Le filtrage local consiste à effectuer le produit de convolution de l'image par une fonction de voisinage. Les filtres locaux les plus utilisés sont les filtres passe bas et passe haut.

a) Filtrage passe-bas

a. filtrage passe-bas

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 1,25 cm

Pour réaliser un filtrage passe-bas, on effectue le produit de convolution de l'image par une fonction de voisinage définie d'une façon générale par :

$$H_L = \left[\frac{1}{b+2} \right]^2 \begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix}$$

Mis en forme : Retrait : Gauche : 1,25 cm, Première ligne : 1,25 cm

Où $\left[\frac{1}{b+2} \right]^2$ est le facteur de normalisation.

A titre d'exemple si b=3 on a $H_3 = \left[\frac{1}{5} \right]^2 \begin{bmatrix} 1 & 3 & 1 \\ 3 & 9 & 3 \\ 1 & 3 & 1 \end{bmatrix}$.

CHAPITRE I

Notions sur le traitement d'image

Ce filtre est dit filtre moyen, lorsque $b=1$. Ce dernier consiste à remplacer la valeur de chaque point de l'image par la moyenne effectuée sur ses voisins (voir exemple sur la figure suivante).

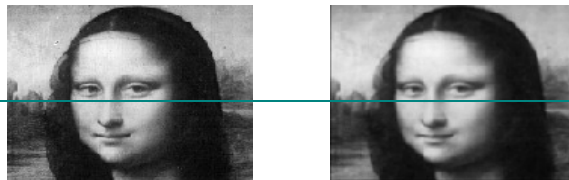


Figure I.42 : Image Mona originale et l'image Mona filtrée par H_1

$$\text{Si } b=2 \text{ on aura } H_2 = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

C'est le filtre passe-bas le plus utilisé, il affecte au pixel central un poids plus grand par rapport à son voisinage.

Les filtres passe-bas éliminent les bruits de fond de l'image, mais ont pour conséquence l'adoucissement des contours ce qui rend l'extraction des objets délicate.

b) Filtrage passe-haut

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Centré

Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Centré

Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Indice

Comme dans le cas d'un filtre passe-bas, on peut attribuer à chaque point de voisinage d'une fenêtre ~~passer haut~~, des poids statistiques différents. Les filtres passe-haut n'éliminent pas le bruit, ils permettent la mise en évidence de contours entre des plages de niveau de gris différents. Le filtrage passe haut est réalisé par le produit de convolution de l'image par les masques suivants :

$$h_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad h_2 = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

Le plus grand avantage de ces filtres est leur facilité de conception et d'implémentation, mais ils ne peuvent pas être utilisés pour des travaux trop fins (la détérioration des contours qu'ils introduisent par exemple empêchera une segmentation fine des images).

I.7.2.Filtrage adaptif ou non linéaire

On y trouve principalement les filtres d'ordre et les filtres de position.

I.7.2.1.Filtre d'ordre

Ils classent les niveaux de gris d'un voisinage et sélectionnent parmi ces quantités une ou plusieurs valeurs. Ils sont de deux types : le filtrage médian et le filtrage par le plus proche voisin radio métrique.

Le filtre médian est le filtre d'ordre le plus connu. ~~Il produit un adoucissement de l'image puisque la valeur du point central d'une fenêtre est affectée par celle de ces voisins. Le filtre médian sert surtout à réduire le bruit impulsionnel dans une image.~~

— A la différence du filtre passe-bas, on n'affecte pas une moyenne, mais on prend la valeur médiane de ses voisins, c'est-à-dire celle qui, par classement en valeur croissante, se trouve au milieu en considérant un nombre impair de pixels, en général dans un voisinage à 4 ou 8 voisins.

Si on prend par exemple la fenêtre de voisinage suivante : $\begin{bmatrix} 1 & 5 & 1 \\ 4 & 6 & 3 \\ 1 & 2 & 7 \end{bmatrix}$

Le tri de ces valeurs selon un ordre croissant : 1 1 1 2 3 4 5 6 7

— On remplace ainsi la valeur du point central (6) par la valeur médiane (3)

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 1,25 cm

CHAPITRE I

Notions sur le traitement d'image

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Le filtre médian atténue beaucoup les variations d'intensité brusques et localisées, et peu les variations d'intensité faibles et étendues.

Un autre filtre d'ordre est le filtre le plus proche voisin radio métrique.

Dans ce cas, on attribue aux pixels centraux la valeur de la moyenne des K pixels dont les valeurs de (en niveau de gris) sont les plus proches de la sienne.

Prenons l'exemple de fenêtre suivante :

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 4 \\ 2 & 3 & 3 \\ 1 & 4 & 2 \end{bmatrix}$$

La moyenne sur les K voisins avec K=4 est : $\frac{4+4+2+2}{4} = 3$ $\frac{3+4+2+2}{4} = 3$

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir, Décalage bas de 12 pt

Dans ces conditions, le point central garde sa valeur.

I.7.2.2. Filtre de position

Pour ce filtrage, on utilise souvent des voisinages 5*5. Le sous-voisinage le plus homogène est sélectionné et son niveau de gris moyen est affecté au point central.

Exemple :

$$\begin{bmatrix} 3 & 3 & 4 & 5 & 6 \\ 3 & 4 & 3 & 6 & 7 \\ 3 & 3 & 4 & 8 & 3 \\ 9 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 8 & 5 & 3 & 2 & 6 \end{bmatrix}$$

La valeur du pixel central passera de 4 à 3

Ce filtre présente l'inconvénient d'avoir recours à un voisinage très grand (en nombre de pixels) ce qui nécessite un temps d'exécution long.

I.8. La segmentation

I.8.1. Définition [3]

La segmentation d'une image est définie comme la division ou séparation de l'image en régions d'attributs similaires telle que chacune d'entre elles possède au moins une caractéristique que ne possèdent pas les

Mis en forme : Couleur de police : Noir

Mis en forme : Couleur de police : Noir

Mis en forme : Couleur de police : Noir

régions voisines. La grande majorité de ces attributs sont la luminance, la texture pour des images en niveaux de gris et composante couleurs.

La segmentation consiste donc à classer les pixels de l'image de façon à ce que chaque classe soit homogène sous contrainte qu'il n'existe pas deux classes adjacentes dont l'union donne une région homogène. ZUCKER a défini formellement la segmentation d'image en s'appuyant sur la partition d'un ensemble I en n sous ensembles R₁, R₂,..... R_n tels que :

- $\cup R_i = I$, pour $i=1, \dots, n$.
 - $R_i \cap R_j = \emptyset$ avec (avec $i \neq j$)
 - Les sous ensembles R_i, $i=1, \dots, n$ sont connexes.
 - Il existe un prédicat P tel que :
- $P(i)$
- $R_i = \text{vrai}, \forall i=1, \dots, n$.
 - $P(R_i \cup R_j) = \text{faux}, \forall (i, j), i \neq j$ et R_i, R_j étant adjacent dans I.

Cela se traduit par :

$$R_i \cup R_j = \emptyset, \forall i \neq j$$

$$R_1 \cap R_2 \cap \dots \cap R_k = I$$

Où :

I : est l'image initiale.

K : nombre de région de l'image I.

R_k : K^{ième} région.

1.8.2. Méthodes de segmentation

Les différents algorithmes employés pour faire la segmentation des images en régions se différencient par le type de propriétés recherchées pour les régions et par la manière d'opérer des regroupements de pixels pour former les régions.

Plusieurs approches existent et on cite :

- Classification des pixels.
- Approche par seuillage.

Mis en forme ... [1]

Mis en forme : Justifié, Interligne : 1,5 ligne ... [2]

Mis en forme : Justifié, Retrait : Gauche : 0,63 cm, Première ligne : 0 cm, Interligne : 1,5 ligne, Avec puces + Niveau : 1 + Alignement : 0,63 cm + Tabulation après : 1,27 cm + Retrait : 1,27 cm, Taquets de tabulation : 0,63 cm, Tabulation de liste + Pas à 1,27 cm ... [3]

Mis en forme : Justifié, Interligne : 1,5 ligne, Avec puces + Niveau : 1 + Alignement : 0,63 cm + Tabulation après : 1,27 cm + Retrait : 1,27 cm ... [4]

Mis en forme : Justifié, Interligne : 1,5 ligne, Avec puces + Niveau : 1 + Alignement : 0,63 cm + Tabulation après : 1,27 cm + Retrait : 1,27 cm ... [5]

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Justifié, Interligne : 1,5 ligne, Avec puces + Niveau : 1 + Alignement : 0,63 cm + Tabulation après : 1,27 cm + Retrait : 1,27 cm

Mis en forme : Justifié, Interligne : 1,5 ligne, Avec puces + Niveau : 1 + Alignement : 0,63 cm + Tabulation après : 1,27 cm + Retrait : 1,27 cm

Mis en forme ... [6]

Mis en forme ... [7]

Mis en forme ... [8]

Code de champ modifié

Mis en forme ... [9]

Mis en forme ... [10]

Mis en forme ... [11]

Mis en forme ... [12]

Mis en forme ... [13]

Mis en forme ... [14]

Mis en forme ... [15]

Mise en forme : Puces et numéros

Mis en forme ... [16]

Mis en forme ... [17]

Mis en forme ... [18]

Mis en forme ... [19]

Mis en forme ... [20]

Mis en forme ... [21]

Mis en forme ... [22]

CHAPITRE I

Notions sur le traitement d'image

- Approche par région.

I.8.2.1. Classification des pixels [4s-1]

La formation des classes pixels se fait sur la base des leurs ressemblances des pixels. On définit un ensemble fini de classe de pixel et on affecte chaque pixel de l'image à l'une de ces classes. Des régions se forment qu'après analyse de la connexité des pixels appartenant à la même classe. (Ce point sera détaillé dans le chapitre III(III)).

I.8.2.2. Approche par seuillage [4]

La segmentation d'images par seuillage est une opération qui assure l'attribution de chaque pixel de l'image à une certaine classe, par comparaison des valeurs des niveaux de gris de ces pixels à des seuils calculés à l'avance selon un certain critère.

On distingue généralement deux groupes de méthodes :

- Les méthodes globales.
- Les méthodes locales.

Dans les a-Méthodes globales :

Les valeurs des seuils calculés sont valables pour tous les pixels de l'image.

Ce calcul se fait, par exemple, en analysant les variations de la distribution des fréquences des niveaux de gris dans l'histogramme de l'image ou sur les propriétés statistiques de cet histogramme.

b-Méthodes locales :

Dans le cas où l'éclairage de l'image n'est pas uniforme, ou bien les différents objets qui composent l'image ont des dynamiques de luminances différentes, les méthodes globales deviennent inopérantes. Dans ce cas, l'image est divisée en bloc où un seuil est défini localement pour chacun d'eux.

I.8.2.3. Approche par régions

Dans cette approche les pixels sont traités en groupes contrairement à l'approche par classification des pixels où ils sont traités individuellement.

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Couleur de police : Noir

Mis en forme : Couleur de police : Noir

Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Police :Non Gras

CHAPITRE I

Notions sur le traitement d'image

La segmentation est réalisée par étapes, le processus est initialisé par la définition d'une partition de base puis par étapes successives, ces régions sont remodelées.

Ces méthodes sont basées sur la construction des régions suivant un critère d'homogénéité.

Elles sont subdivisées généralement en trois approches :

- Méthodes de fusion.
- Méthodes de division.
- Méthodes de division –fusion.

Dans la méthode de fusion (merge)

À partir d'une partition initiale assez fine de l'image, les points de celle-ci sont regroupés itérativement en régions plus importantes. Ces dernières sont fusionnées jusqu'à ce qu'une répartition optimale soit trouvée, et vérifie le critère d'homogénéité, c'est-à-dire jusqu'à ce que ce dernier soit respecté.

Les méthodes de division

Elles sont appelées aussi méthodes des quad-tree. Cette approche consiste à partitionner une image initiale hétérogène en quatre régions plus petites. Le processus de division prend fin lorsque le critère d'homogénéité est respecté. Ces méthodes sont très peu répandues à cause de la mauvaise qualité de leurs résultats, elles ont pour effet néfaste de produire des contours carrés et mal localisés.

Dans l'approche des méthodes de division- fusion, on les deux

Cette approche combine les deux précédentes. À partir d'une répartition arbitraire en région, et à chaque étape, ces dernières sont soit divisées si elles sont hétérogènes, soit fusionnées si elles sont similaires (homogène).

Ces opérations nécessitent une connaissance simultanée des critères de regroupement et de division. Ces méthodes présentent comme inconvénient, la production d'un nombre élevé de régions par rapport aux nombres d'objets dans l'image.

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Police :Non Gras

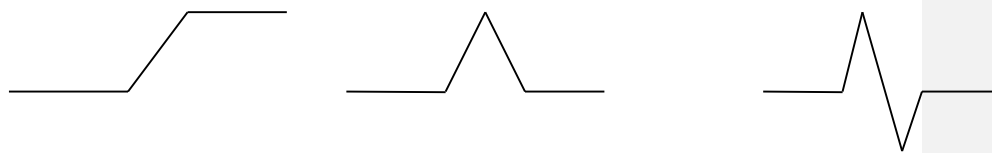
Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

1.8.3. Détection de contours [3]

On définit un contour comme une frontière entre deux régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes. L'extraction de ces contours consiste à identifier dans l'image les points séparant deux textures différentes. Un contour est déterminé par une variation rapide des niveaux de gris des pixels consécutifs. Cette variation peut être détectée par le maximum d'une dérivée première de la fonction niveau de gris d'un point image ou pour le passage par zéro de la seconde dérivée



Figures 1.21 Méthodes de détection de contours par dérivée première et seconde

Les opérateurs les plus fréquemment utilisés pour détecter ces variations sont :

a-Opérateur gradient

Le gradient en un point est défini par :

$$\Delta f(i, j) = \frac{df}{di} \times \vec{u} + \frac{df}{dj} \times \vec{v}$$

Sous forme numérique, ce vecteur sera :

$$\Delta f(i, j) = [f(i, j) - f(i-1, j)] \times \vec{u} + [f(i, j) - f(i, j-1)] \times \vec{v}$$

\vec{u} et \vec{v} : vecteurs unitaires sur i et j,

$f(i, j)$: Fonction de niveau de gris de l'image.

Le module est : $|\Delta f(i, j)| = [(df/di)^2 + (df/dj)^2]^{1/2}$

L'orientation est : $\alpha = \arctg \frac{df/di}{df/dj}$

Dans le domaine discret, les dérivées partielles peuvent être approximées par des différences finies suivant les directions i, j.

b-Opérateur de Sobel

Cet opérateur combine les opérateurs de lissage et les opérateurs différentiels. Il est alors l'une des solutions du problème du bruit, il utilise les deux masques :

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

c-Opérateur de Prewitt

Prewitt approxime le gradient par la convolution de l'image avec les masques de convolution suivants :

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

d-Opérateur Laplacien

C'est un opérateur différentiel isotope :

$$\Delta^2 f = d^2 f / di^2 + d^2 f / dj^2$$

Une approximation discrète de cet opérateur est donnée par la fonction L(i, j) définie par : $L(i, j) = f(i, j) - 1/4[f(i, j+1) + f(i, j-1) + f(i+1, j) + f(i-1, j)]$

Dans ce cas, on cherche le passage par zéro de cette fonction. La façon la plus simple est de prendre les points qui vérifient $L(i, j) = 0$. cet opérateur n'est pas utilisé, car le résultat est très sensible aux bruits.

On approxime le Laplacien par :

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

1.8.4. Conclusion

Nous avons présenté d'une manière générale quelques notions essentielles sur l'image et les méthodes conventionnelles de traitement et de segmentation d'images. Leurs diversités sont dues au fait que le choix d'une méthode par rapport à une autre est dicté par les caractéristiques particulières du problème considéré. Notre intérêt se portera sur la segmentation des images en niveau de gris en utilisant les réseaux de neurones.

Le traitement d'images possède l'aspect multidisciplinaire. On trouve ses applications dans des domaines très variés tels que les télécommunications (T.V, vidéo, publicité,...etc.), la médecine (radiographie, ultrasons,...etc.),

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, (Asiatique) Chinois (Taiwan)

Mis en forme : Justifié, Interligne : 1,5 ligne, Espacement automatique entre les caractères asiatiques et latins, Espacement automatique entre les caractères asiatiques et les chiffres

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, (Asiatique) Chinois (Taiwan)

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, (Asiatique) Chinois (Taiwan)

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, (Asiatique) Chinois (Taiwan)

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, (Asiatique) Chinois (Taiwan)

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, (Asiatique) Chinois (Taiwan)

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, 12 pt, (Asiatique) Chinois (Taiwan)

CHAPITRE I

Notions sur le traitement d'image

~~biologie, astronomie, géologie, l'industrie (robotique, sécurité), la météorologie, l'architecture, l'imprimerie, l'armement (application militaire).~~

~~— De nouvelles applications pratiques sont possibles aujourd'hui et touchent tous les domaines d'activités, tels que : métiers du spectacle, de la radio, créations artistiques, ...etc.~~

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Page 2 : [1] Mis en forme	poste	08/10/2008 10:17:00
Police :13 pt, Gras, Soulignement		
Page 2 : [1] Mis en forme	poste	08/10/2008 10:17:00
Police :13 pt, Gras, Soulignement		
Page 14 : [2] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 09:58:00
Couleur de police : Automatique		
Page 14 : [2] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 09:58:00
Couleur de police : Automatique		
Page 14 : [2] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 09:58:00
Couleur de police : Automatique		
Page 14 : [2] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 09:58:00
Couleur de police : Automatique		
Page 14 : [2] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 09:58:00
Couleur de police : Automatique		
Page 14 : [2] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 09:58:00
Couleur de police : Automatique		
Page 14 : [2] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 09:58:00
Couleur de police : Automatique		
Page 14 : [3] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 10:04:00
Police :(Par défaut) Arial, Décalage bas de 2 pt		
Page 14 : [3] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 10:04:00
Police :(Par défaut) Arial, Décalage bas de 2 pt		
Page 14 : [3] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 10:04:00
Police :(Par défaut) Arial, Décalage bas de 2 pt		
Page 14 : [3] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 10:04:00
Police :(Par défaut) Arial, Décalage bas de 2 pt		
Page 14 : [3] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 10:04:00
Police :(Par défaut) Arial, Décalage bas de 2 pt		
Page 14 : [4] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 09:58:00
Police :(Par défaut) Arial, 12 pt		
Page 14 : [4] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 09:58:00
Police :(Par défaut) Arial, 12 pt		
Page 14 : [4] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 09:58:00
Police :(Par défaut) Arial, 12 pt		
Page 14 : [4] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 09:58:00
Police :(Par défaut) Arial, 12 pt		
Page 14 : [4] Mis en forme	MAISON	05/10/2008 09:58:00
Police :(Par défaut) Arial, 12 pt		

Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Page 14 : [11] Mis en forme MAISON 05/10/2008 09:58:00

Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Page 14 : [11] Mis en forme MAISON 05/10/2008 09:58:00

Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Page 14 : [11] Mis en forme MAISON 05/10/2008 09:58:00

Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Page 14 : [11] Mis en forme MAISON 05/10/2008 09:58:00

Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Page 14 : [11] Mis en forme MAISON 05/10/2008 09:58:00

Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Page 14 : [11] Mis en forme MAISON 05/10/2008 09:58:00

Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Page 14 : [12] Mis en forme MAISON 05/10/2008 09:58:00

Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Page 14 : [13] Mis en forme MAISON 05/10/2008 10:12:00

Justifié, Retrait : Gauche : 0,63 cm, Interligne : 1,5 ligne

Page 14 : [14] Mis en forme fatiha 02/01/2009 15:58:00

Couleur de police : Noir

Page 14 : [14] Mis en forme fatiha 02/01/2009 15:58:00

Couleur de police : Noir

Page 14 : [15] Mis en forme fatiha 02/01/2009 16:01:00

Couleur de police : Rouge

Page 14 : [16] Mis en forme fatiha 02/01/2009 16:01:00

Couleur de police : Rouge

Page 14 : [16] Mis en forme fatiha 02/01/2009 16:01:00

Couleur de police : Rouge

Page 14 : [16] Mis en forme fatiha 02/01/2009 16:01:00

Couleur de police : Rouge

Page 14 : [17] Mis en forme fatiha 02/01/2009 16:01:00

Couleur de police : Rouge

Page 14 : [17] Mis en forme fatiha 02/01/2009 16:01:00

Couleur de police : Rouge

Page 14 : [18] Mis en forme fatiha 02/01/2009 15:58:00

Couleur de police : Noir

Page 14 : [19] Mis en forme fatiha 02/01/2009 16:01:00

Retrait : Gauche : 0 cm

Page 14 : [20] Mis en forme fatiha 02/01/2009 15:58:00

Couleur de police : Noir

Page 14 : [20] Mis en forme fatiha 02/01/2009 15:58:00

Couleur de police : Noir

Couleur de police : Noir

Page 14 : [21] Mis en forme	fatiha	02/01/2009 15:58:00
------------------------------------	---------------	----------------------------

Couleur de police : Noir

Page 14 : [22] Mis en forme	fatiha	02/01/2009 15:58:00
------------------------------------	---------------	----------------------------

Couleur de police : Noir

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

I.1. Introduction [5]

La reconnaissance du fait que le cerveau fonctionne de manière entièrement différente de celle d'un ordinateur conventionnel a joué un rôle très important dans le développement des réseaux de neurones artificiels. Les travaux effectués pour essayer de comprendre le comportement du cerveau humain ont menés à représenter celui-ci par un ensemble de composants structurels appelés neurones, massivement interconnectés entre eux.

~~(Les réseaux de neurones, fabriqués de structures cellulaires artificielles, constituent une approche permettant d'aborder les problèmes de perception, de mémoire d'apprentissage et de raisonnement. Grâce à leur traitement parallèle de l'information et à leur mécanisme inspirés des cellules nerveuses (neurones), ils infèrent des propriétés émergentes permettant des solutions à des problèmes jadis qualifiés de complexes.)~~

III.2. Historique [6]

Deux ingrédients sont à la base de tout avancement des connaissances. Premièrement, il importe de posséder un nouveau concept, ou un nouveau point de vue à propos d'un sujet, qui vient jeter une lumière là où il n'y avait qu'obscurité. Deuxièmement, il importe aussi de posséder des outils technologiques permettant de construire des systèmes concrets.

L'histoire des réseaux de neurones est donc tissée à travers des découvertes conceptuelles et des développements technologiques survenus à diverses époques.

En 1943, Mc Culloch et W Pitts qui ont montré qu'avec de tels réseaux, on pouvait calculer n'importe quelle fonction arithmétique ou logique.

En 1949, Hebb, dans une perspective psychophysiologique, souligna l'importance de couplage synaptique ensuite proposé une théorie fondamentale pour l'apprentissage.

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme

Mis en forme : Couleur de police : Bleu clair

Mis en forme : Niveau 1

Mis en forme : Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Couleur de police : Bleu clair

Mis en forme : Police :Non Gras, Couleur de police : Bleu clair

Mis en forme : Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Niveau 1

Mis en forme : Police :Gras

Mise en forme : Puces et numéros

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

En 1958, Rosenblatt décrit le premier modèle opérationnel de réseaux de neurones : le perceptron inspiré du système visuel.

En 1969, Minsky et Papert, deux mathématiciens démontrent les limites théoriques du perceptron.

En 1981⁷², Teuvo Kohonen et James Anderson ont développé indépendamment et simultanément de nouveaux réseaux pouvant servir de mémoire associative.

Après 1985, des nouveaux modèles mathématiques ont vu le jour et ils ont permis de dépasser les limites du perceptron.

Les réseaux de neurones sont maintenant principalement utilisés dans le domaine de « l'intelligence artificielle ».

III.3. Définition [57]

Un réseau de neurones est un processus distribué d'une manière parallèle, qui a une propension (prédisposition) naturelle à mémoriser des connaissances de façon expérimentale et de les rendre disponibles pour l'utilisation. Il ressemble au cerveau en deux points :

- La connaissance est acquise au travers d'un processus d'apprentissage.
- Les poids des connexions entre les neurones sont utilisés pour mémoriser la connaissance.

C'est sur la base de cette définition que repose l'élaboration des réseaux de neurones artificiels.

III.4. Modèle d'un neurone (RNF.PDF)

III.4.1.4. Le modèle neurophysiologique [5]

Le cerveau se compose d'environ 10^{12} neurones, avec 1000 à 10000 synapses (connexions) par neurone. Un neurone est caractérisé par un corps cellulaire (le soma), des extensions arborées qui recueillent les signaux électrochimiques (les dendrites) et un prolongement cellulaire (l'axone) qui est

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mise en forme : Puces et numéros

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 0 cm

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 0 cm

Mis en forme : Couleur de police : Noir

Mis en forme : Retrait : Gauche : 0 cm, Première ligne : 0 cm, Taquets de tabulation : 0,63 cm, Tabulation de liste + Pas à 2,12 cm

Mis en forme : Retrait : Gauche : 0 cm, Première ligne : 1,25 cm

Mis en forme : Couleur de police : Rouge

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

chargé de faire passer l'information nerveuse à d'autres cellules (au niveau des synapses). (voir figure III.1).

~~Les messages nerveux arrivant à une cellule. Lorsque ces messages parviennent en quantité suffisante, ils produisent un changement de potentiel (une dépolarisation) qui est transmis le long de l'axone et le message (chimique) est émis à d'autres cellules par les synapses (voir figure III.1).~~

-

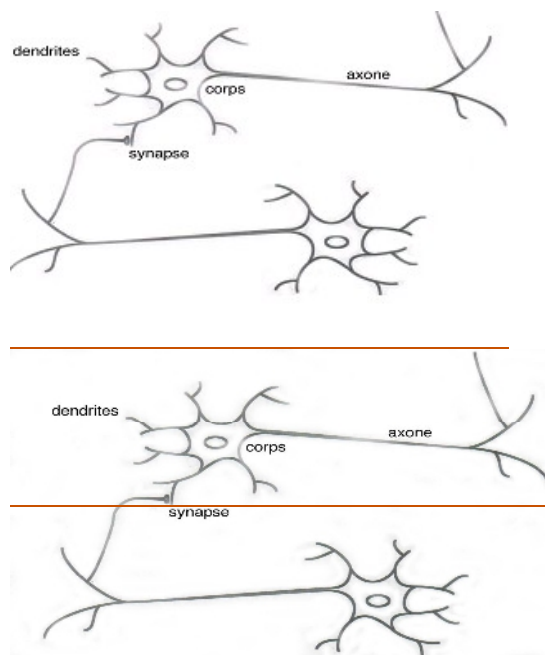


Figure III.1 : Le neurone biologique.

IV.1.2. La physiologie du neurone

Il existe au niveau de la jonction synapse un espace vide à travers lequel le signal électrique ne peut pas se propager. La transmission se fait alors par l'intermédiaire de substances chimiques, les neuromédiateurs. Quand un signal arrive au niveau de la synapse, il provoque l'émission de neuromédiateurs qui vont se fixer sur des récepteurs de l'autre côté de l'espace inter synaptique.

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :Non Gras

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

Quand suffisamment de molécules se sont fixées, un signal électrique est émis de l'autre côté et on a donc une transmission.

D'une façon simple, on peut dire que le soma du neurone traite les courants électriques qui lui parviennent de ses dendrites, et qu'il transmet le courant électrique résultant de ce traitement aux neurones auxquels il est connecté par l'intermédiaire de son axone.

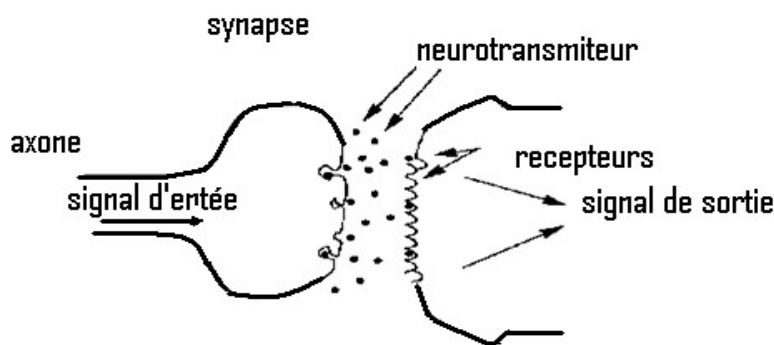


Figure III.2 : Transmission synaptique. [8]

IV.4.2.4. Modèle artificielle (mathématique) [68]

Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est illustré à la figure

III.3.

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :Gras

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 1,25 cm

CHAPITRE II **Les**
réseaux de neurones

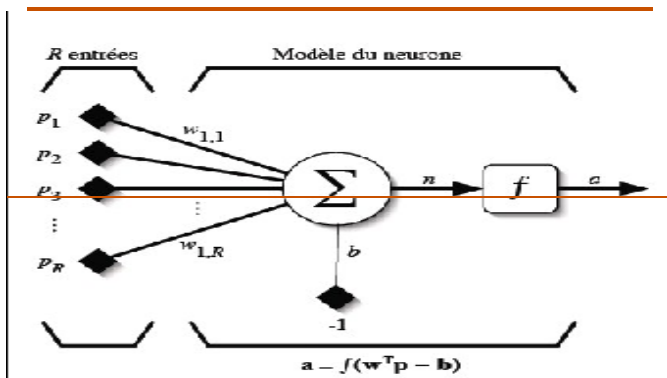
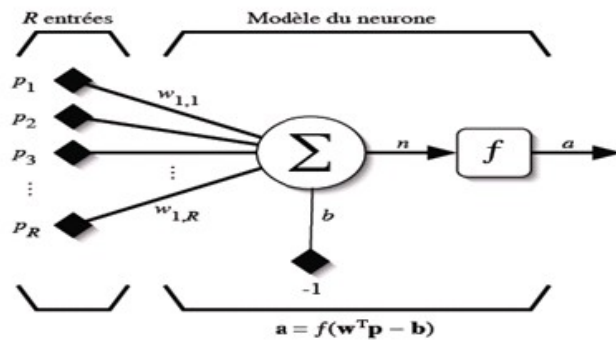


Figure III.3 : Modèle d'un neurone artificiel [71]

Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est illustré à la (figure III.3). Un neurone est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Le résultat n de cette somme est ensuite transformé par une fonction de transfert qui produit la sortie a du neurone. En suivant les notations présentées à la figure (figure III.3), les R entrées des neurones correspondent au vecteur $P = [p_1 \ p_2 \ p_3 \ \dots \ p_R]^T$ alors que $w = [w_{1,1} \ w_{1,2} \ \dots \ w_{1,R}]^T$ représente le vecteur des poids du neurone. La sortie n de l'intégrateur est donnée par l'équation suivante :

$$n = \sum_{j=1}^R w_{1,j} p_j - b$$

$$= w_{1,1} p_1 + w_{1,2} p_2 + \dots + w_{1,R} p_R - b \quad \text{||.1}$$

(1)

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Centré

Mis en forme : Police :Gras

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :Gras

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :Gras

Mis en forme : Police :Gras

Code de champ modifié

Mis en forme : Gauche

Code de champ modifié

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

Que l'on peut aussi écrire sous forme matricielle : $n = w^T p - b$

II.2(2)

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées moins ce qu'on nomme le biais b du neurone. Le résultat n de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone.

Le biais b s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b , alors l'argument de f devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif. On peut faire un parallèle entre ce modèle mathématique et certaines informations que l'on connaît à propos du neurone biologique.

Un poids d'un neurone artificiel représente donc l'efficacité d'une connexion synaptique. Un poids négatif vient inhiber une entrée, alors qu'un poids positif vient l'accentuer. Il importe de retenir que ceci est une grossière approximation d'une véritable synapse qui résulte en fait d'un processus chimique très complexe et dépendant de nombreux facteurs extérieurs encore mal connus.

Un autre facteur limitatif dans le modèle que nous nous sommes donnés concerne son caractère discret. En effet, pour pouvoir simuler un réseau de neurones, nous allons rendre le temps discret dans nos équations. Autrement dit, nous allons supposer que tous les neurones sont synchrones, c'est-à-dire qu'à chaque temps t , ils vont simultanément calculer leur somme pondérée et produire une sortie $a(t) = f(n(t))$. Dans les réseaux biologiques, tous les neurones sont en fait asynchrones.

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :Gras

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

CHAPITRE II **Les**
réseaux de neurones

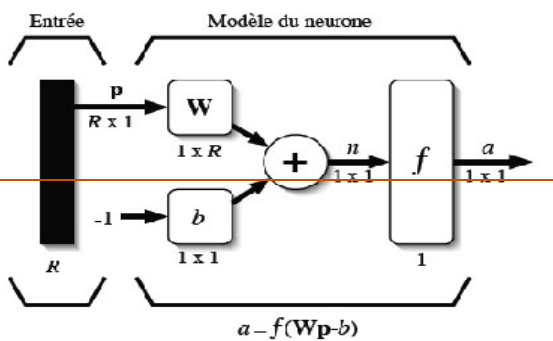
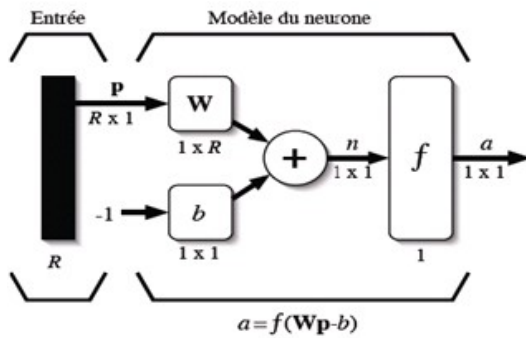


Figure (II.4) : Représentation matricielle du modèle d'un neurone artificiel.

Revenons donc à notre modèle tel que formulé par l'équation II.2(2) et ajoutons la fonction d'activation pour obtenir la sortie du neurone :

$$a = f(n) = f(w^T p - b)$$

II.3(3)

En remplaçant w^T par une matrice $W = w^T$ $W = w^T$ d'une seule ligne, on obtient

une forme générale : $a = f(Wp - b)$

II.4(4)

L'équation II.4 nous amène à introduire un schéma de notre modèle plus compact que celui de la (figure II.3). La figure (II.4) illustre celui-ci. On y représente les R entrées comme un rectangle noir (le nombre d'entrées est indiqué sous le rectangle). De ce rectangle sort le vecteur P dont la dimension matricielle est $R \times 1$. Ce vecteur est multiplié par une matrice W qui contient les poids (synaptiques) des neurones. Dans le cas d'un neurone simple, cette matrice possède la dimension $1 \times R$. Le résultat de la multiplication

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Centré

Code de champ modifié

Mis en forme : Droite

Code de champ modifié

Mis en forme : Décalage bas de 3 pt

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

correspond au niveau d'activation qui est ensuite comparé au seuil b (un scalaire) par soustraction. Finalement, la sortie du neurone est calculée par la fonction d'activation f . La sortie d'un neurone est toujours un scalaire.










IV.4.2.23. Fonctions de transfert [68] (RNF.PDF)

Jusqu'à présent, nous n'avons pas spécifié la nature de la fonction d'activation de notre modèle. Il se trouve que plusieurs possibilités existent.

Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone sont énumérées au tableau III.1.

~~Les trois les plus utilisées sont les fonctions seuil (en anglais hard limit), linéaire et sigmoïde.~~

~~Comme son nom l'indique, la fonction seuil applique un seuil sur son entrée. Plus précisément, une entrée négative ne passe pas le seuil, la fonction retourne alors la valeur 0 (on peut interpréter ce 0 comme signifiant faux), alors qu'une entrée positive ou nulle dépasse le seuil, et la fonction retourne 1 (vrai).~~

Nom de la fonction	Relation d'entrée/sortie	Icône	Nom Matlab
seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		hardlim
seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		hardlims
linéaire	$a = n$		purelin
linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		satlin
linéaire saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		satlins
linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$		poslin
sigmoïde	$a = \frac{1}{1 + \exp^{-n}}$		logsig
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$		tansig
compétitive	$a = 1$ si n maximum $a = 0$ autrement		compet

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 1,25 cm

Mis en forme : Couleur de police : Rouge

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

Tableau II.1 : Fonctions de transfert $a = f(n)$

Les trois les plus utilisées sont les fonctions seuil (en anglais hard limit), linéaire et sigmoïde.

Comme son nom l'indique, la fonction seuil applique un seuil sur son entrée. Plus précisément, une entrée négative ne passe pas le seuil, la fonction retourne alors la valeur 0 (on peut interpréter ce 0 comme signifiant faux), alors qu'une entrée positive ou nulle dépasse le seuil, et la fonction retourne 1 (vrai). Utilisée dans le contexte d'un neurone, cette fonction est illustrée à la figure II.5.a. — On remarque alors que le biais b dans l'expression $a = \text{hardlim}(w^T p - b)$ II.5(5) ~~(5)~~ de détermine l'emplacement $a = \text{hardlim}(w^T p - b)$ du seuil sur l'axe $w^T p$, ou la fonction passe de 0 à 1.

La fonction linéaire est très simple, elle affecte directement son entrée à sa sortie $a = n$ II.6(6). Appliquée dans le contexte d'un neurone, cette fonction est illustrée à la figure II.5.b. — Dans ce cas, la sortie du neurone correspond à son niveau d'activation dont le passage à zéro se produit lorsque $w^T p = b$

La fonction de transfert sigmoïde est quant à elle illustrée à la figure II.5.c.

Son équation est donnée par :

$$a = \frac{1}{1 + \exp^{-n}} \quad \text{II.7(7)}$$

Elle ressemble soit à la fonction seuil, soit à la fonction linéaire, selon que l'on est loin ou près de b , respectivement. La fonction seuil est non linéaire car il y a une discontinuité lorsque lorsque $w^T p = b$.

De son côté, la fonction linéaire est tout à fait linéaire. Elle ne comporte aucun changement de pente. La sigmoïde est un compromis intéressant entre les deux précédentes. Notons finalement, que la fonction «tangente hyperbolique» est une version symétrique de la sigmoïde.

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :Non Italique

Mis en forme : Police :Non Italique

Code de champ modifié

Mis en forme : Centré

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Droite

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 1,25 cm

Mis en forme : Droite

Code de champ modifié

Code de champ modifié

CHAPITRE II **Les**
réseaux de neurones

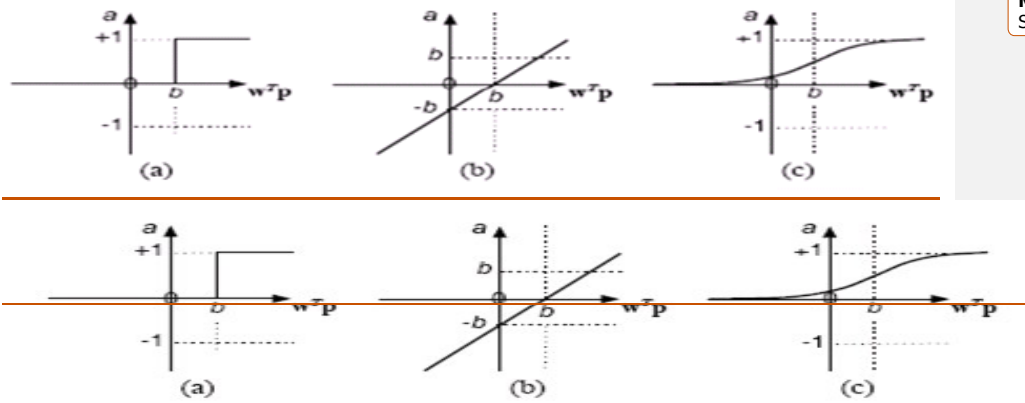


Figure III.5: fonction de transfert : (a) neurone « seuil »; (b) neurone « linéaire »; (c) neurone « sigmoïde ».

IV.5. Structure général d'un réseau de neurone formel [68]

Comme les neurones formels sont interconnectés entre eux, leur niveau d'interconnexion définit des couches. Nous distinguons une couche d'entrée contenant un ensemble de neurones qui vont recevoir les informations primitives, puis après un certain nombre de couches intermédiaires dites couches cachées, une couche de sortie qui contient les neurones finaux qui vont transmettre les informations de sortie traitées par la totalité du réseau. Les systèmes connexionnistes traitent les informations en parallèle. L'ensemble du réseau et des couches de neurones formels est alors modifié par les informations en entrée durant la phase d'apprentissage.

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Centré

Mis en forme : Centré

Mis en forme : Gauche

Mis en forme : Centré

Mis en forme : Gauche

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

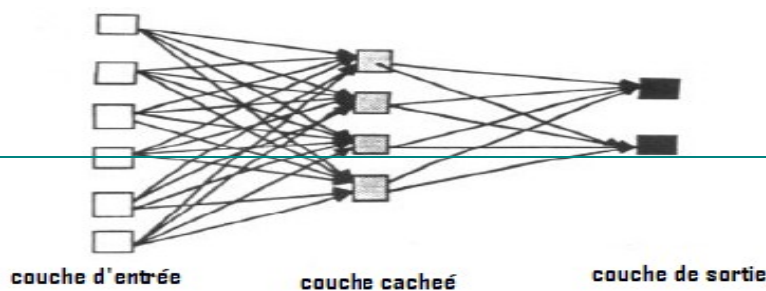
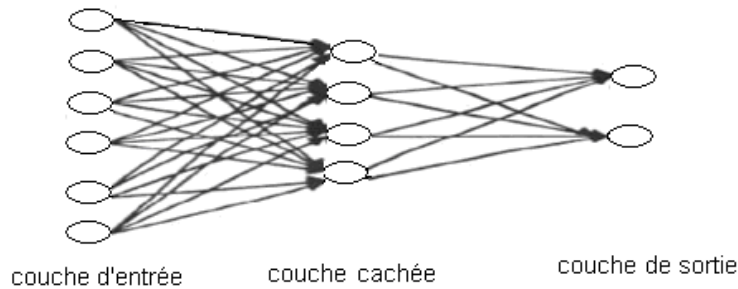


Figure III.6 : Structure générale d'un réseau de neurone formel.

II

IV.61. Apprentissage

e

IV.61.1. Présentation

Pour un RNA (réseau de neurone artificiel), l'apprentissage peut être ~~considérer~~considéré comme le problème de la mise à jour des poids des connexions au sein de réseau, à fin de réussir la tache qui lui est demandée. L'apprentissage est la caractéristique principale des RNA et il peut ese faire de différentes manières et selon différentes règles.

IV.61.2.Type d'apprentissage [Les réseaux de neurones-Apprentissage.html]

IV.61.2.1. Le mode supervisé [5]

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :Non Italique

Mis en forme : Centré

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Centré, Niveau 1, Interligne : 1,5 ligne, Ne pas ajuster l'espace entre le texte latin et asiatique, Ne pas ajuster l'espace entre le texte et les nombres asiatiques

CHAPITRE II

réseaux de neurones

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Dans ce mode, un professeur qui connaît parfaitement la sortie désirée ou correcte guide le réseau en lui apprenant à chaque étape le bon résultat. Donc l'apprentissage consiste à comparer le résultat obtenu avec le résultat désiré, puis à ajuster les poids des connexions pour minimiser la différence entre les deux.

IIV.61.2.2. Le mode non supervisé [5]

Dans l'apprentissage non supervisé, le réseau modifie ses paramètres en tenant compte des informations locales. Ces méthodes n'ont pas besoins de sorties désirées préétablies.

IIV.61.2.3. Le renforcement

Il est utilisé quand une information en retour sur la qualité de la performance est fournie, mais que la conduite souhaitée du réseau n'est pas complètement spécifiée par un professeur. Donc l'apprentissage est moins dirigé que l'apprentissage supervisé.

Contrairement l'apprentissage non supervisé où aucun signal de retour n'est donné, le réseau à apprentissage renforcé peut utiliser le signal de renforcement pour trouver les poids les plus désirables quand c'est nécessaire.

IIV.61.2.4. Le mode hybride

Le mode hybride reprend en fait les deux autres approches, puisque une partie des poids va être déterminée par apprentissage supervisé et l'autre partie par apprentissage non supervisé.

IIV.61.3. Règles d'apprentissage

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

IV.64.3.1. Règle de correction d'erreurs [97]

Cette règle s'inscrit dans le paradigme d'apprentissage supervisé, c'est-à-dire dans le cas où l'on fournit au réseau une entrée et la sortie correspondante.

Si on considère Y comme étant la sortie calculée par le réseau, et D la sortie désirée, le principe de cette règle est d'utiliser l'erreur ($D-Y$), afin de modifier les connexions et de diminuer ainsi l'erreur globale du système. Le réseau va donc s'adapter jusqu'à ce que Y soit égal à D . Ce Principe est notamment utilisé dans le modèle du perceptron simple.

IV.64.3.2. Apprentissage de Boltzmann

Les réseaux de Boltzmann sont des réseaux symétriques récurrents. Ils possèdent deux sous-groupes de cellules, le premier étant relié à l'environnement (cellules dites visibles) et le second ne l'étant pas (cellules dites cachées). Cette règle d'apprentissage est de type stochastique (c'est-à-dire—qui relève partiellement du hasard) et elle consiste à ajuster les poids des connexions, de telle sorte que l'état des cellules visibles satisfasse une distribution probabiliste souhaitée.

IV.64.3.3. Règles de Hebb

~~Comme nous l'avons déjà dit dans l'historique,~~ Cette règle, basée sur des données biologiques, modélise le fait que si des neurones, de part et d'autre d'une synapse, sont activés de façon synchrone et répétée, la force de la connexion synaptique va ~~aller croître.~~ aller croître. Il est à noter ici que l'apprentissage est localisé, c'est à dire que la modification d'un poids synaptique w_{ij} ne dépend que de l'activation d'un neurone i et d'un autre neurone j .

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 1,25 cm

Mis en forme : Aucun(e)

Mis en forme : Aucun(e)

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

CHAPITRE II **Les** **réseaux de neurones**

IV.64.3.4. Règle d'apprentissage par compétitions [879]

La particularité de cette règle, c'est qu'ici l'apprentissage ne concerne qu'un seul neurone. Le principe de cet apprentissage est de regrouper les données en catégories. Les patrons similaires vont donc être rangés dans une même classe, en se basant sur les corrélations des données, et seront représentés par un seul neurone, on parle de « winner-take-all ».

Dans un réseau à compétition simple, chaque neurone de sortie est connecté aux neurones de la couche d'entrée, aux autres cellules de la couche de sortie (connexions inhibitrices) et à elle-même (connexion excitatrice). La sortie va donc dépendre de la compétition entre les connexions inhibitrices et excitatrices.

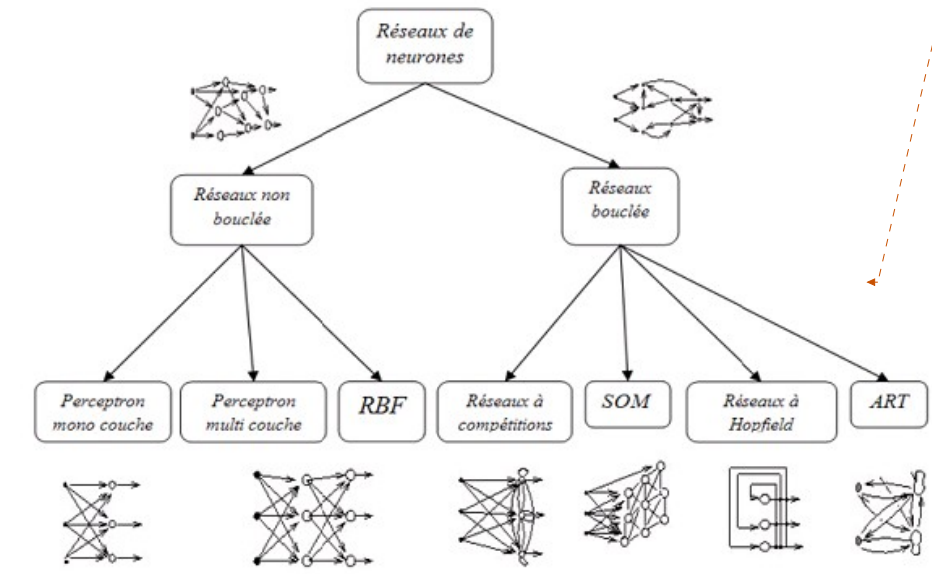
IV.72. Architecture [879]

On peut classer les **RNA** (réseaux de neurones artificiels) en deux grandes catégories, bouclée et non bouclée, comme l'illustre la figure suivante.

÷

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement



Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Centré

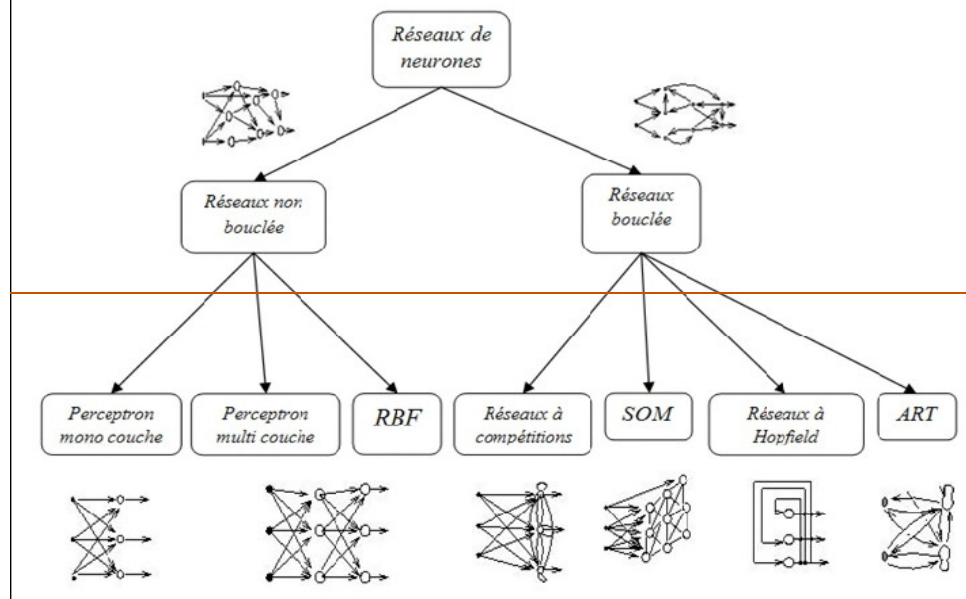


Figure II.76: les différents types de réseaux neurones.

Mis en forme : Centré

IIV.72.1. Les réseaux non bouclés "FEED-FORWARD"

Appelés aussi "réseaux de type Perceptron", ce sont des réseaux dans lesquels l'information se propage de couche en couche sans retour en arrière possible.

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

II.72.1.1. Les perceptrons

Il existe deux types de perceptron, le mono couche et le multicouche.

A. a. Le perceptron monocouche

C'est le premier RNA, conçu en 1958 par Rosenblatt. Il est linéaire et monocouche. C'est un réseau simple, puisqu'il est composé d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. (Voir la figure II.8)

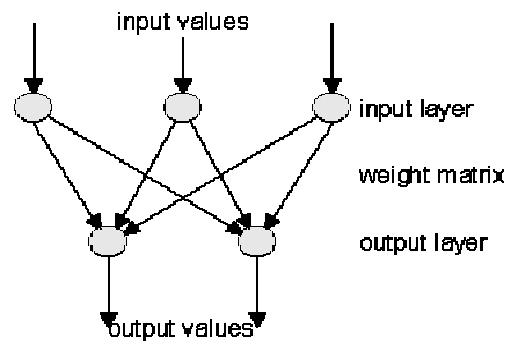


Figure II.8 : le perceptron monocouche [98]

-Le perceptron multicouche

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Il est calqué, à la base, sur le système visuel et de ce fait a été conçu dans un but premier de reconnaissance des formes. Cependant, il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples (telle "ET" ou "OU"). Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Police :Gras

Mis en forme : Police :Gras

Mis en forme : Centré

Mis en forme : Police :Gras

Mis en forme : Police :Gras

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 0,63 cm

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

linéairement séparables. Il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur (ou selon la règle de Hebb).

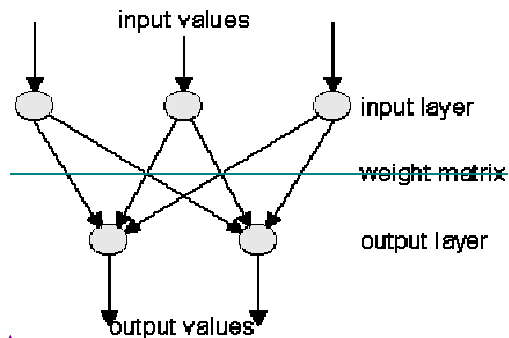


Figure 8 : le perceptron monocouche

B. Le perceptron multicouche

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (excepté pour les couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes. Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués, et notamment le fameux problème du XOR. Il suit aussi un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur.

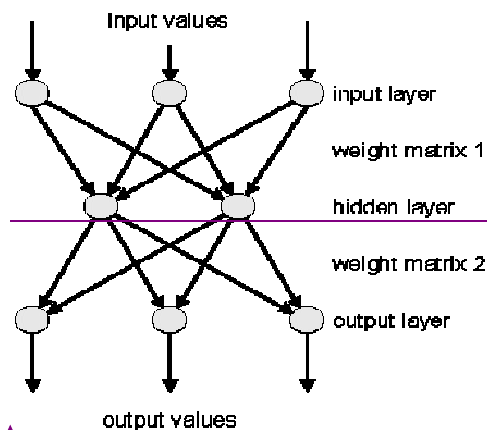


Figure : le perceptron multicouche

IV-72-1.2. Les réseaux à fonction radiale

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

Mis en forme : Police :13 pt, Gras,
Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras,
Soulignement

Ces sont les réseaux que l'on nomme aussi RBF ("Radial Basic Functions"). L'architecture est la même que pour les ~~PMC~~ (perceptrons multi couche) cependant, les fonctions de base utilisées ici sont des fonctions Gaussiennes. Les RBF seront donc employés dans les mêmes types de problèmes que les perceptrons multi couche ~~PMC~~ à savoir, en classification et en approximation de fonctions, particulièrement. L'apprentissage le plus utilisé pour les RBF est le mode hybride et les règles sont soit, la règle de correction de l'erreur soit, la règle d'apprentissage par compétition.

IV.72.2. Les réseaux bouclés "FEED-BACK"

Appelés aussi "réseaux récurrents", ce sont des réseaux dans lesquels il y a retour en arrière de l'information.

IV.72.2.1. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen (SOM)

C'est probablement le type de réseau de neurones le plus utile, si le processus d'éducation du cerveau humain est à être simulé.

Mis en forme : Gauche, Retrait :
Première ligne : 1,25 cm

Mis en forme : Police :Non Gras,
Couleur de police : Bleu

Ce type de réseau, est aussi appelé SOM « Self Organised Maps ». Ce sont des réseaux à apprentissage non-supervisé qui établissent une carte discrète, ordonnée ~~typ~~ topologiquement, en fonction d'entrée. Le réseau forme ainsi une sorte de treillis dont chaque noeud est un neurone associé à un vecteur de poids. La correspondance entre chaque vecteur de poids est calculée pour chaque entrée.

Par la suite, le vecteur de poids ayant la meilleure corrélation, ainsi que certains de ses voisins, vont être modifiés afin d'augmenter encore cette corrélation.

CHAPITRE II **Les**
réseaux de neurones

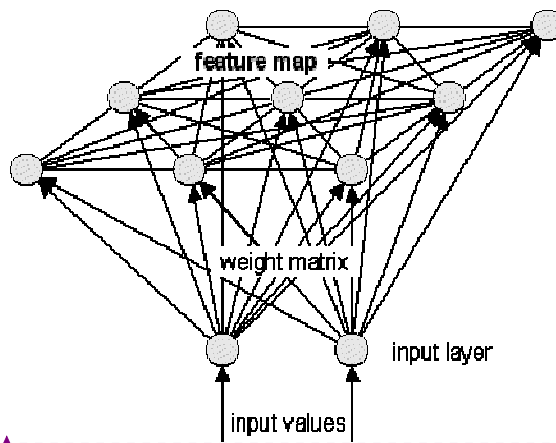


Figure II.9 : la carte auto organisatrice de Kohonen [9]

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Centré, Retrait : Première ligne : 0 cm

Mis en forme : Centré

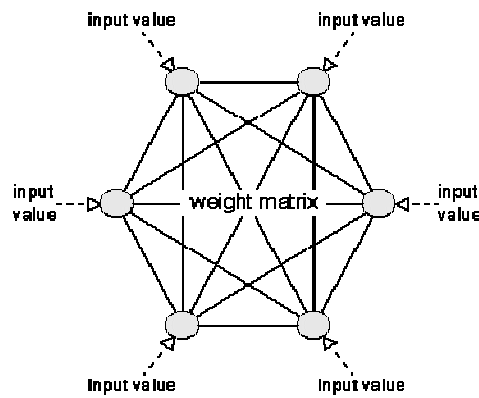
Mis en forme : Police :Gras

IV.72.2.2. Les réseaux de Hopfield [\[Réseaux de \[109\]\[9\] neurones artificiels-neurones artificiels.html\]](#)

Les réseaux de Hopfield sont des réseaux récurrents et entièrement connectés. Dans ce type de réseau, chaque neurone est connecté à chaque autre neurone et il n'y a aucune différenciation entre les neurones d'entrée et de sortie.

Ils fonctionnent comme une mémoire associative non-linéaire et sont capables de trouver un objet stocké en fonction de représentations partielles ou bruitées.

L'application principale des réseaux de Hopfield est l'entrepôt de connaissances mais aussi la résolution de problèmes d'optimisation. Le mode d'apprentissage utilisé ici est le mode non supervisé.



Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Figure II.10 : le reseauréseau de Hopfield [940]

Mis en forme : Centré, Aucun(e), Retrait : Première ligne : 1,25 cm

Mis en forme : Police :Gras

Mis en forme : Police :Gras

IIV.72.2.3. Les ART [10]

Les architectures sont basées sur une théorie d'inspiration biologique assez complexe sur laquelle nous n'insisterons pas. Elles se manifestent par différentes implantations spécifiques dont celles nommées «ART1», «ART2», «ART3», etc. L'architecture ART1 possède la particularité de n'accepter que des entrées binaires, alors que le ART2 accepte des entrées continues en incorporant aux mécanismes du ART1 différentes opérations complexes de normalisation. Quant au ART3, il développe le ART2 davantage en lui ajoutant un nouveau mécanisme de réinitialisation biologiquement inspiré. Ces trois architectures utilisent toutes un processus d'apprentissage non supervisé.

Mis en forme : Justifié

Les réseaux ART ("Adaptative Résonance Théorie") sont des réseaux à apprentissage par compétition. Le problème majeur qui se pose dans ce type de réseaux est le dilemme « stabilité/plasticité ». En effet, dans un apprentissage par compétition, rien ne garantit que les catégories formées aillent rester stables.

La seule possibilité, pour assurer la stabilité, serait que le coefficient d'apprentissage tende vers zéro, mais le réseau perdrait alors sa plasticité.

Les ART ont été conçus spécifiquement pour contourner ce problème. Dans ce genre de réseau, les vecteurs de poids ne seront adaptés que si l'entrée fournie est suffisamment proche, d'un prototype déjà connu par le réseau. On parlera alors de résonance. A l'inverse, si l'entrée s'éloigne trop des prototypes existants, une nouvelle catégorie va alors se créer, avec pour prototype, l'entrée qui a engendrée sa création. Il est à noter qu'il existe deux

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

principaux types de réseaux ART : les ART 1 pour des entrées binaires et les ART 2 pour des entrées continues. Le mode d'apprentissage des ART peut être supervisé ou non.

Les différents réseaux de neurones peuvent être classés comme dans le schéma ci-dessous :

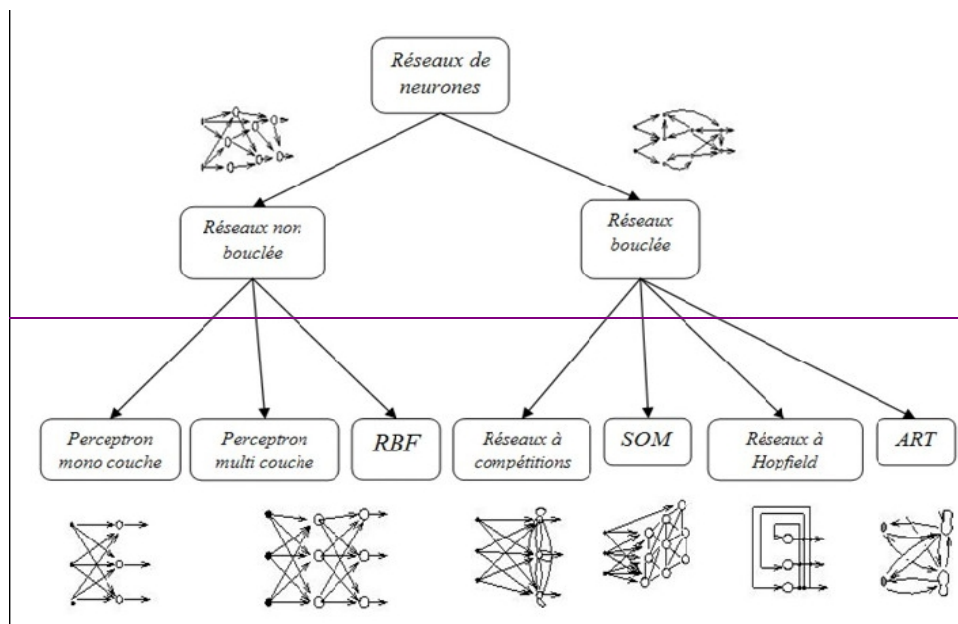


Figure III.6: les différents types de réseaux neurones.

Voici un tableau récapitulatif des différents types d'apprentissages d'apprentissages.:

Paradigme	Règle d'apprentissage	architecture	algorithme	tâches
supervisé	Correction d'erreur	Perceptron simple ou multi couche.	Retro propagation, adaline, Madeline.	Classification, approximation de fonctions, prédiction, contrôle.
	Boltzmann	récurrente	Apprentissage de Boltzmann	Classification.

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Aucun(e)

Mis en forme : Police :11 pt, Gras

Mis en forme : Interligne : simple

Tableau mis en forme

Mis en forme : Police :11 pt

Mis en forme : Interligne : simple

Mis en forme : Retrait : Gauche : -0,1 cm, Droite : -0,1 cm, Interligne : simple

Mis en forme : Interligne : simple

CHAPITRE II **Les**
réseaux de neurones

	Hebb	Multi couche non-bouclés	Analyse de discriminants linéaires	Analyses des données, Classification.
	Par compétition	A compétition	LVQ	Catégorisation au sein d'une classe, comprissions des données.
		ART	ARTMap	
Non supervisé	Correction d'erreur	Multi couches non bouclés.	Projection de Sammon	Analyse de données
	Hebb	A compétition	Analyses en composantes principales	Analyse des données, compression des données.
	Par compétition	Cartes de Kohonen	VQ	Catégorisatio, compression des données.
		ART	SOM	Catégorisatio, analyses des données.
		ART-1, ART-2	Catégorisatio.	
Hybride	Correction d'erreur et par compétition	RBF	RBF	Classification, Appro- x approximation de fonctions, prédiction, contrôle

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Interligne : simple

Mis en forme : Police :11 pt

Mis en forme : Police :11 pt, Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Interligne : simple

Mis en forme : Police :11 pt

Mis en forme : Police :11 pt

Mis en forme : Police :11 pt, Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Police :11 pt

Mis en forme : Police :11 pt

Mis en forme : Interligne : simple

Mis en forme : Police :11 pt

Mis en forme : Police :11 pt

Mis en forme : Police :11 pt

Mis en forme : Police :11 pt, Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Police :11 pt, Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Police :11 pt

Mis en forme : Police :11 pt, Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Interligne : simple

Mis en forme : Normal, Niveau 1, Ne pas ajuster l'espace entre le texte latin et asiatique, Ne pas ajuster l'espace entre le texte et les nombres asiatiques

Mis en forme : Normal, Niveau 1, Retrait : Première ligne : 0,63 cm, Ne pas ajuster l'espace entre le texte latin et asiatique, Ne pas ajuster l'espace entre le texte et les nombres asiatiques

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

II.8. Application des réseaux de neurones [9]

Grace à son application dans Se trouvant à l'intersection de différents domaines (informatique, électronique, neurobiologie et même philosophie), l'étude des réseaux de neurones est une voie prometteuse de l'Intelligence Artificielle, qui a des applications dans de nombreux domaines :

CHAPITRE II Les réseaux de neurones

- En ~~i~~ndustrie pour le ~~;~~contrôle qualité, le diagnostic de panne, les corrélations entre les données fournies par différents capteurs...etc.
- Dans les ~~F~~inances pour la prévision et la modélisation du marché, la sélection d'investissements, l'attribution de crédits...etc.
- En t~~é~~lécommunications et en informatique pour l'analyse du signal, l'élimination du bruit, la reconnaissance de formes (bruits, images, paroles)...etc.
- En eEnvironnement pour ~~;~~l'évaluation des risques, l'analyse chimique, la prévision ~~s~~ et la modélisation météorologiques...etc.
- Dans la modélisation de l'apprentissage et l'amélioration des techniques de l'enseignement.
- Pour la classification, ~~;~~par exemple pour la classification d'espèces animales par espèce étant donné une analyse ADN.

II.9. Conclusion

Un R.N.A possède, une capacité de représenter n'importe quelle dépendance fonctionnelle, une résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données et une consultation rapide. Bien que ~~Comme leurs comportement~~ leur comportement ~~n'est pas moins~~ mauvais en cas de faible quantité de données, ~~Mais~~ il ne dispense pas de bien connaître son problème, de définir ses classes avec pertinence, de ne pas oublier de variables importantes, etc. ~~S~~urtout, que le réseau est une «-boite noire-», qui n'explique pas ses décisions. Nous allons dans le chapitre suivant s'attarder sur le réseau de neurone SOM qui est le modèle que nous utiliserons pour la segmentation des images.

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mise en forme : Puces et numéros

CHAPITRE III Classification par la carte auto-organisatrice

III.1. Introduction [115]

La classification automatique et cartes auto-organisatrice auto-organisatrice sont proches, puisque la plupart des méthodes de classification automatique cherchent à regrouper les données similaires, ce dernier mot signifiant dans ce cas proche pour le domaine d'application dont les données sont issues et pour la métrique utilisée.

La notion d'ordre topologique constitue l'apport des réseaux de neurones à apprentissage non supervisé au domaine de la classification automatique, qui est un des grands thèmes abordés en analyse des données.

Ce chapitre est consacré pour à la classification non supervisée avec la carte auto-organisatrice de Kohonen, introduite pour la première fois en 1981.

III.24. Notation et définition [116]

Nous notons D l'ensemble qui représente l'espace des observations de dimension n tel que $D \subset R^n$. Soit le sous-ensemble $A = \{z_i; i = 1, \dots, N\}$ de D , constituer de N individus qui formera l'ensemble d'apprentissage permettant d'estimer les différents paramètres du modèle.

Soit l'ensemble $W = \{w_c; c = 1, \dots, p\}$ de p vecteurs de D . Ces vecteurs de dimension n constituent l'ensemble des référents.

Soit X une fonction d'affectation qui est une application de D dans l'ensemble des indices $\{1, \dots, p\}$. Cette fonction permet de réaliser une partition

$$P = \{p_1, \dots, p_c, \dots, p_p\} \text{ de } D \text{ en } p \text{ en-sous-ensemble. } p_c = \{z \in D / X(z) = c\}.$$

La figure III.1 montre le principe général de la modélisation : une observation z est associée à un indice c choisi parmi p à l'aide de la fonction X : cet indice permet de définir le référent w_c . On peut donc considérer que le vecteur référent w_c est un représentant de l'ensemble p_c dont il résume l'ensemble des observations. Les paramètres des différents modèles étant estimés à partir des observations de l'ensemble d'apprentissage A . La

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme

Mis en forme : Police :12 pt

Mis en forme : Police :12 pt

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 0 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :12 pt

Mis en forme : Police :12 pt

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

CHAPITRE III Classification par la carte auto-organisatrice

connaissance de l'ensemble des vecteurs référents W_c et de X détermine ce que l'on appelle une quantification vectorielle qui est utilisée pour affecter une observation $z \in D$ à son référent $W_{X(z)}$; $X(z)$ représente l'indice du référent auquel est associée l'observation z . La connaissance de la fonction X permet donc, au-delà de la quantification vectorielle, de définir la partition P de D en p sous-ensembles.

Soit J_{som}^T une fonction de coût dont le minimum fournit une partition formée de sous-ensembles qui sont suffisamment compacts, mais pour lesquels on est capable de définir un ordre induit à partir de la topologie de la carte.

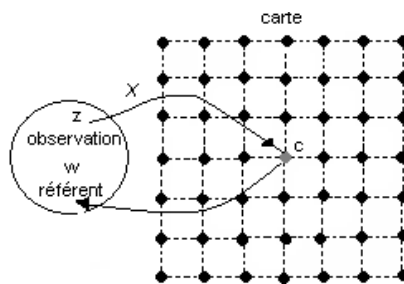


Figure III.1 : Principe général de la modélisation

III.12. Définitions [carte auto-adaptative Wikipédia.htm]

Carte auto-adaptative ou auto-organisatrice est une classe de réseau de neurones artificiels fondée sur des méthodes d'apprentissage non supervisée. Elle est composée d'une couche appelée couche d'auto-organisation. Chaque neurone du réseau est connecté aux n composants du vecteur d'entrée Z . Puis les neurones propagent le signal vers les autres neurones du réseau. Kohonen a montré qu'il existe entre les neurones émetteurs et récepteurs un mécanisme d'interaction latérale qui dépend de la distance entre les neurones concernés. Ces cartes Elles sont utilisées pour cartographier un espace réel, c'est-à-dire pour étudier la répartition de données dans un espace à grande dimension. En

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Décalage bas de 2 pt

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Décalage bas de 2 pt

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, Décalage bas de 6 pt

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Justifié

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Couleur de police : Marron clair

Mis en forme : Couleur de police : Marron clair

Mis en forme : Couleur de police : Marron clair

Mis en forme : Couleur de police : Rouge foncé

Mis en forme : Couleur de police : Marron clair

Mis en forme : Police :Gras, Couleur de police : Marron clair

Mis en forme : Couleur de police : Marron clair

Mis en forme : Police :Gras, Couleur de police : Marron clair

Mis en forme : Couleur de police : Marron clair

Mis en forme : Couleur de police : Rouge foncé

CHAPITRE III Classification par la carte auto-organisatrice

pratique, cette cartographie peut servir à réaliser des tâches de discrétisation, quantification vectorielle, ou classification et regroupement.

III.23. Architecture neuronale et carte topologique [116]

Dans une carte auto-organisatrice, les vecteurs référents fournissent une représentation discrète de l'espace d'entrée. Ils sont positionnés de telle façon qu'ils conservent la forme topologique de l'espace d'entrée. De plus, ils gardent les relations de voisinage dans la grille, donc ils permettent une indexation facile, en utilisant les coordonnées dans la grille.

On peut représenter l'ensemble constitué par la carte et les référents sous la forme d'un réseau de neurones (comme l'indique la figure (III.24)) constitué de deux couches :

- **La couche d'entrée** : sert à la présentation des observations à classer ; les états de tous ces neurones sont forcés aux valeurs des observations. Cette couche contient donc exactement n neurones (n étant la dimension de l'espace des observations).

- **La couche d'adaptation** : est formée du treillis des neurones qui forment la carte. La structure du réseau employé peut être soit fixée a priori, soit évoluer lors de l'apprentissage. Les neurones utilisés à ce niveau sont des simples neurones « distances », chacun d'entre eux étant connecté à tous les éléments de la couche d'entrée. Soit φ la grille neuronale rectangulaire d'une carte auto-organisatrice. Une carte de neurone assigne à chaque vecteur d'entrée $Z \in A$, un neurone $c \in \varphi$ désigné par son vecteur référent W_c , tel que le vecteur référent W_c est le plus proche de Z .

Kohonen a montré qu'il existe entre les neurones émetteurs et récepteurs un mécanisme d'interaction latérale qui dépend de la distance entre les neurones concernés. Ces cartes sont utilisées pour cartographier un espace réel, c'est-à-dire pour étudier la répartition de données dans un espace à

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Couleur de police : Rouge foncé

Mis en forme : Couleur de police : Rouge foncé

Mis en forme : Couleur de police : Rouge foncé

Mis en forme : Couleur de police : Rouge foncé

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Mis en forme : Police :12 pt

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 1,19 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Couleur de police : Noir

Mis en forme : Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Retrait : Gauche : 0 cm, Première ligne : 0,95 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt, Taquets de tabulation : 0,95 cm, Tabulation de liste + Pas à 1,83 cm

Mis en forme : Police :Gras

Mis en forme : Police :Gras

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Couleur de police : Rouge

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Police :Non Gras

Mise en forme : Puces et numéros

Mis en forme : Couleur de police : Automatique

CHAPITRE III Classification par la carte auto-organisatrice

grande dimension. En pratique, cette cartographie peut servir à réaliser des tâches de discrétisation, quantification vectorielle, ou classification et regroupement.

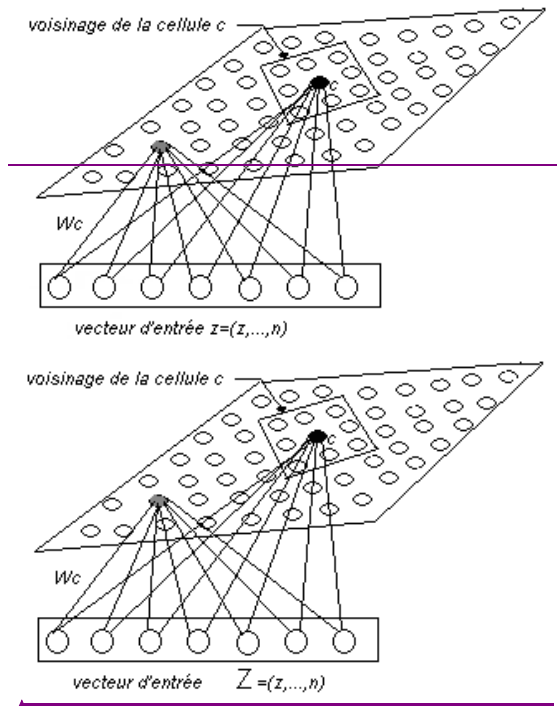


Figure (III.24) : projection des observations sur la carte topologique. [11]

III.43. Notation et définition

Nous notons \mathcal{D} : l'ensemble qui représente l'espace des observations de dimension n tel que $\mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n$. Soit le sous-ensemble $A = \{z_i; i = 1, \dots, N\}$ de \mathcal{D} , constitué de N individus qui formera (constituera l'ensemble d'apprentissage permettant d'estimer les différents paramètres du modèle).

Soit l'ensemble $W = \{w_c; c = 1, \dots, p\}$ de p vecteurs de \mathcal{D} . Ces vecteurs de dimension n constituent l'un ensemble des référents de p vecteurs de \mathcal{D} .

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Retrait : Gauche : 0 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Centré, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Police : Non Gras

Mis en forme : Police : Non Gras

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 0,95 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Soit X : une fonction d'affectation qui est une application de D dans l'ensemble des indices $\{1, \dots, p\}$; cette fonction permet de réaliser une partition $P = \{p_1, \dots, p_c, \dots, p_p\}$ de D en p sous-ensembles, $p_c = \{z \in D / X(z) = c\}$.

La figure (III.2) montre le principe général de la modélisation : une observation z est associée à un indice c choisi parmi p à l'aide de la fonction X ; cet indice permet de définir le référent w_c . On peut donc considérer que le vecteur référent w_c est un représentant de l'ensemble p_c dont il résume l'ensemble des observations. Les paramètres des différents modèles étant estimés à partir des observations de l'ensemble d'apprentissage A . La connaissance de l'ensemble des vecteurs référents w_c et de X détermine ce que l'on appelle une quantification vectorielle, qui est utilisée pour affecter une observation $z \in D$ à son référent $w_{X(z)}$; $X(z)$ représente l'indice du référent auquel est associée l'observation z . La connaissance de la fonction X permet donc, au-delà de la quantification vectorielle, de définir la partition p de D en p sous-ensembles.

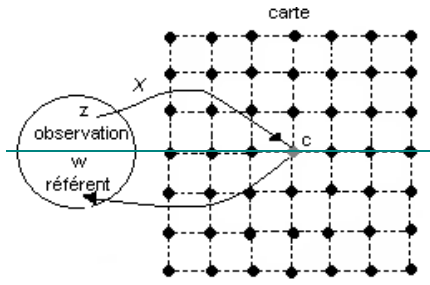


Figure (III.2) : Principe général de la modélisation

III.4. APPRENTISSAGE NON SUPERVISE PAR KOHONEN NOTION DE VOISINAGE ET DE DISTANCE

LES ALGORITHMES QUI VIENNENT D'ETRE PRESENTES PERMETTENT DE DETERMINER PAR APPRENTISSAGE L'ENSEMBLE DE TOUS LES REFERENTS $W = \{w_c; c \in C\}$ D'UNE CARTE AUTO ORGANISATRICE.

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :Non Gras

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Tout en majuscule

Mis en forme : Couleur de police : Rouge, Tout en majuscule

Mis en forme : Couleur de police : Rouge, Tout en majuscule

Mis en forme : Couleur de police : Rouge, Tout en majuscule

CHAPITRE III Classification par la carte auto-organisatrice

La structure de graphe induit une distance δ sur φ , pour toute paire de neurones (c, r) de cette carte, $\delta(c, r)$ est définie comme étant la longueur du plus court chemin entre c et r sur le graphe φ . Pour chaque neurone c , cette distance discrète permet de définir la notion de voisinage d'ordre d de c :

$$V_c(d) = \{r \in \varphi, \delta(c, r) \leq d\}.$$

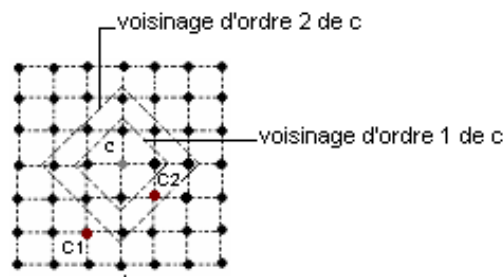


Figure (III.3) : Représentation de la topologie discrète d'une carte topologique à 2D.

Dans la figure (III.3) les distances entre c et c_1 est $\delta(c, c_1) = 3$, et c et c_2 est $\delta(c, c_2) = 2$. Cette figure présente l'ensemble de ces notions de voisinage et de distance pour une carte topologique constituée par un treillis à deux dimensions.

La notion de voisinage peut être introduite à l'aide de fonctions noyaux positives et symétriques $K(\lim_{|x| \rightarrow \infty} k(x) = 0)$. Ces fonctions permettent d'introduire des zones d'influence autour de chaque neurone c .

Les distances $\delta(c, r)$ qui lient le neurone c aux autres neurones (r) de la carte permettent de faire varier l'influence relative des différents neurones, cette importance est quantifiée par $K(\delta(c, r))$. La fonction de voisinage K force les neurones qui se trouvent dans le voisinage de c à rapprocher leurs

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Centré, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Couleur de police : Noir

Mis en forme : Couleur de police : Noir

Mis en forme ... [1]

Mis en forme ... [2]

Mis en forme ... [3]

Mis en forme ... [4]

Mis en forme ... [5]

Mis en forme ... [6]

Mis en forme ... [7]

Mis en forme ... [8]

Mis en forme ... [9]

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme ... [10]

Mis en forme ... [11]

Mis en forme ... [12]

Mis en forme ... [13]

Mis en forme ... [14]

CHAPITRE III Classification par la carte auto-organisatrice

vecteurs référents du vecteur d'entrée Z . Moins un neurone est proche du vainqueur dans la grille, moins son déplacement est important.

La figure III.4.a représente la fonction de voisinage à seuil dans laquelle les neurones du voisinage ont la même influence tel que :

$$K(\delta) = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$K(\delta) = 0$

La figure III.4.b représente la fonction de voisinage de type gaussien, l'influence entre deux neurones dépend de la distance entre ces neurones tel que :

$$K(\delta) = \exp(-|\delta|) \text{ si } \delta < T ; \text{ sinon } K(\delta) = 0$$

Les distances $\delta(e, r)$ qui lient le neurone c aux autres neurones (r) de la carte permettent de faire varier l'influence relative des différents neurones : cette importance est quantifiée par $K(\delta(e, r))$.

Afin de gérer la taille de voisinage, on utilise la famille de fonction K^T paramétrée par T .

Les fonctions noyaux qui sont les plus utilisées dans la pratique sont :

- $K^T(\delta) = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta < T \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

- $K^T(\delta) = \exp\left(-\frac{|\delta|}{T}\right)$

- $K^T(\delta) = \exp\left(-\frac{\delta^2}{T^2}\right)$

elle a pour expression :

$$K(\delta) = \exp\left(-\frac{\delta^2}{T^2}\right) \tag{III.1}$$

$$K(\delta) = \exp\left(-\frac{\delta^2}{T^2}\right)$$

(III.1)

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Retrait : Gauche : 1,88 cm

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 1,25 cm

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Couleur de police : Rouge

Mis en forme : Couleur de police : Rouge

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 1,25 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme ... [15]

Mis en forme ... [16]

Mis en forme ... [17]

Mis en forme ... [18]

Mis en forme ... [19]

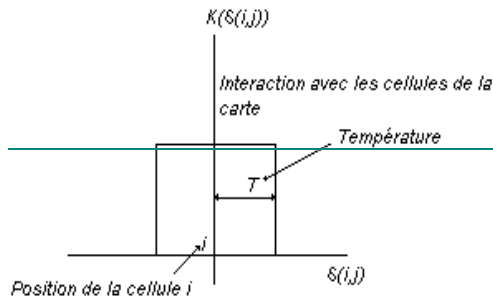
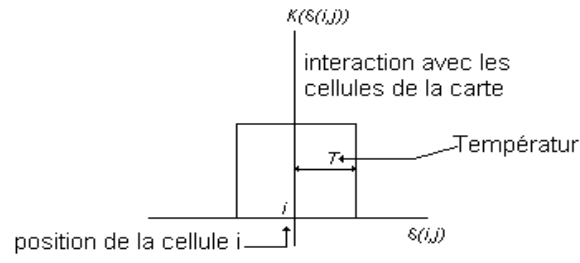
Mis en forme ... [20]

Mis en forme ... [21]

Mis en forme ... [22]

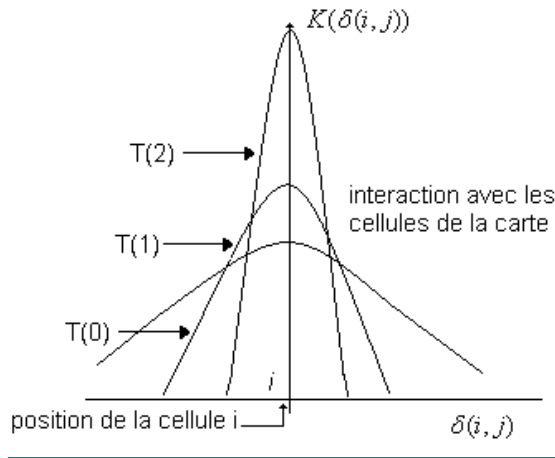
Mis en forme ... [23]

Code de champ modifié



a°) fonction de voisinage à seuil

Figure(III.4).a : représentation de la fonction de voisinage à seuil.



b°) fonction de voisinage de type gaussien.

Figure III.4 : Exemples de fonctions de voisinage Figure III.4.b :

fonction de voisinage de type gaussien.

III.5. Algorithme d'optimisation Les étapes de l'algorithme [116]

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Centré, Retrait : Première ligne : 0 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Police :Non Gras

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Centré, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Retrait : Gauche : 1,25 cm, Première ligne : 1,25 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, Ne pas vérifier l'orthographe ou la grammaire, Décalage bas de 5 pt

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Mis en forme : Police :Gras

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

CHAPITRE III Classification par la carte auto-organisatrice

sont: Soit J_{som}^T une fonction de coût dont le minimum fournit une partition formée de sous-ensembles qui sont suffisamment compacts, mais pour lesquels on est capable de définir un ordre induit à partir de la topologie de la carte. Les algorithmes des cartes auto-organisatrices minimisent donc cette fonction qui est donnée par la formule suivante :

$$J_{som}^T(X, w) = \sum_{Z_i \in A} \sum_{c \in C} K^T(\delta(c, X(z_i))) \|z_i - w_c\|^2$$

III.1

La minimisation de cette fonction pour une valeur T fixée, est réalisée par itérations successives chacune se décomposant en deux phases. La première phase affecte l'ensemble des observations et la seconde minimise la valeur de la fonction coût associée à la partition.

III.5.1. Phase d'affectation

Cette phase minimise la fonction $J_{som}^T(X, W)$ par rapport à la fonction d'affectation. On suppose que l'ensemble W des référents est constant et égale à la valeur calculée précédemment. Ainsi, chaque observation z est affectée au référent le plus proche au sens d'une distance. La fonction d'affectation utilisée par Kohonen est donnée par :

$$X(z_i) = \arg \min_c \|z_i - w_c\|^2$$

III.2

III.5.2. Phase de minimisation

Cette phase minimise la fonction $J_{som}^T(X, W)$ par rapport à l'ensemble des référents W. Cette minimisation est effectuée en gardant la fonction d'affectation X fixée et égale à la fonction calculée durant la phase précédente. La minimisation est donc obtenue pour la valeur qui annule la dérivée de $J_{som}^T(X, W)$. Dans la version stochastique de Kohonen, il n'est pas obligatoire de trouver le minimum global de $J_{som}^T(X, W)$ pour X fixée, il suffit de faire décroître

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :Gras

Mis en forme : Police :Gras, Couleur de police : Noir

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Droite, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, Gras

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Droite, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

sa valeur. Ainsi à l'itération t et pour un neurone c le nouveau référent est donnée par :

$$W_c^t = W_c^{t-1} - \mu^t \frac{\partial J_{som}^T}{\partial W_c^{t-1}} \quad \text{III.3}$$

Avec,
$$\frac{\partial J_{som}^T}{\partial W_c} = 2 \sum_{z_i \in A} K^T(\delta(c, X(z_i)))(z_i - W_c)$$

Cette méthode non adaptative suppose que l'on dispose de toutes les observations de l'ensemble d'apprentissage A. La contribution d'une seule observation z_i à la correction de W_c et représentée par le terme de la somme

$$2K^T(\delta(c, X(z_i)))(z_i - W_c^{t-1})$$

D'où les nouveaux référents sont donnés par le terme :

$$W_c^t = W_c^{t-1} - \mu^t K^T(\delta(c, X_t(z_i)))(W_c^{t-1} - z_i)$$

Où μ^t : représente le pas du gradient de l'itération t.

III.5.3.

Les étapes de l'algorithme de Kohonen sont :

Le choix de la fonction d'affectation :

la présentation d'une seule observation z_i par itération à le choix modifie le référent qui est associé au neurone c de par la fonction d'affectation $X(z_i)$ et donnée par le terme :

$$X(z_i) = \arg \min_c \|z_i - w_c\|^2 \quad \text{III.2}$$

La modification des référents :

Après une initialisation aléatoire des valeurs de chaque neurones on soumet une à une les données à la carte auto adaptative. A chaque présentation La contribution d'une seule observation observation z_i les

Mis en forme ... [24]

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Mis en forme ... [25]

Mis en forme : Droite, Retrait : Gauche : 1,25 cm

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir

Mis en forme ... [26]

Mis en forme : Droite, Retrait : Première ligne : 0 cm

Mis en forme ... [27]

Mis en forme ... [28]

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Droite

Mis en forme ... [29]

Mis en forme ... [30]

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, Gras

Mis en forme : Couleur de police : Automatique, Vérifier l'orthographe et la grammaire

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme ... [31]

Mis en forme ... [32]

Mis en forme : Retrait : Gauche : -0,63 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mise en forme : Puces et numéros

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Code de champ modifié ... [33]

Code de champ modifié

Mis en forme : Retrait : Gauche : -0,63 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mise en forme : Puces et numéros

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt, Sans numérotation ni puces

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 1,25 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Code de champ modifié

CHAPITRE III Classification par la carte auto-organisatrice

Les nouveaux référents sont alors calculés pour tous les neurones de la carte à partir d'une fonction de coût J_{som}^T donnée par la formule suivante :

$$J_{som}^T(X, w) = \sum_{Z_i \in A} \sum_{c \in C} K^T(\delta(c, X(z_i))) \|z_i - w_c\|^2 \quad \text{III.3}$$

Lors de la phase de minimisation, il n'est pas obligatoire de trouver le minimum global de $J_{som}^T(W, X)$ pour X fixée : il suffit de faire décroître sa valeur.

Il est donc possible d'utiliser une méthode de gradient simple. Ainsi à l'itération t et par un neurone c , on a :

$$W_c^t = W_c^{t-1} - \mu^t \frac{\partial J_{som}^T}{\partial W_c^{t-1}} \quad \text{III.4}$$

$$\text{Avec, } \frac{\partial J_{som}^T}{\partial W_c} = 2 \sum_{Z_i \in A} K^T(\delta(c, X(z_i))) (z_i - W_c) \quad \text{III.5}$$

Cette méthode non adaptative suppose que l'on dispose de toutes les observations de l'ensemble d'apprentissage A . La contribution d'une seule observation z_i à la correction de W_c est représentée par le terme de la somme

$$2K^T(\delta(c, X(z_i))) (z_i - W_c^{t-1})$$

D'où les nouveaux référents sont donnés par le terme :

$$W_c^t = W_c^{t-1} - \mu^t K^t(\delta(c, X_t(z_i))) (W_c^{t-1} - z_i) \quad \text{III.6}$$

(III.3)

Où μ^t représente le pas du gradient.

Donc l'algorithme de Kohonen est résumé de la manière suivante :

1. Phase d'initialisation

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir, Ne pas vérifier l'orthographe ou la grammaire, Décalage bas de 6 pt

Code de champ modifié

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Code de champ modifié

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir, Décalage bas de 14 pt

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 1,25 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Code de champ modifié

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir, Ne pas vérifier l'orthographe ou la grammaire, Décalage bas de 6 pt

Code de champ modifié

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir, Ne pas vérifier l'orthographe ou la grammaire, Décalage bas de 6 pt

Code de champ modifié

Mis en forme ... [34]

Mis en forme ... [35]

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme ... [36]

Code de champ modifié

Mis en forme ... [37]

Mis en forme ... [38]

Mis en forme ... [39]

Mis en forme ... [40]

Mis en forme ... [41]

Mis en forme ... [42]

Mis en forme ... [43]

Mis en forme ... [44]

Mis en forme ... [45]

Mis en forme ... [46]

Mis en forme ... [47]

Code de champ modifié

Mis en forme ... [48]

Code de champ modifié

Mis en forme ... [49]

Mis en forme ... [50]

CHAPITRE III Classification par la carte auto-organisatrice

- choisir la structure et la taille de la carte et les p référents initiaux (en général, d'une manière aléatoire).

-fixer les valeurs de T_{max} et T_{min} et le nombre d'itération N_{iter} ; prendre $t=0$.

2. Etape itérative t :

— L'ensemble des référents W^{t-1} de l'étape précédente étant connus :

- choisir une observation z_i (en général d'une manière aléatoire).

- calculer la nouvelle valeur de T en appliquant la formule :

$$T = T_{max} * \left(\frac{T_{min}}{T_{max}} \right)^{\frac{t}{N_{iter}}}$$

(III.674)

Pour cette valeur du paramètre effectuer les deux phases suivantes :

1. phase d'affectation :

On suppose W^{t-1} connu ; on affecte l'observation z_i au neurone $X_i(z_i)$ défini par la relation (III.24).

2. phase de minimisation :

1. Calcul de l'ensemble des nouveaux référents W^t par la relation (III.562).

2. **3. Répéter** l'étape itérative en faisant décroître la valeur du paramètre T jusqu'à ce que l'on atteigne $t = N_{iter}$.

III.65- Discussion [16]

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Code de champ modifié

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police : Non Gras

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, Non Gras

Mis en forme : Police : Non Gras

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Police : Non Gras

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police : Non Gras

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, Non Gras

Mis en forme : Police : Non Gras

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Police : Non Gras

Code de champ modifié

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, Gras

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, 12 pt

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, 12 pt

CHAPITRE III Classification par la carte auto-organisatrice

L'algorithme détermine le centre d'activité comme étant le voisinage de la carte associé au neurone dont l'état ($\|z_i - w_c\|$) est le plus petit. C'est l'utilisation de ce voisinage qui introduit les contraintes topologiques dans la représentation finale.

Dans la formule de modification des vecteurs référents, le pas du gradient μ' décroît avec les itérations. Au début de l'algorithme, la valeur de μ' est grande et la décroissance de la fonction J_{som}^T n'est pas strictement assurée. Par la suite, le pas du gradient devient suffisamment petit, jusqu'à ce qu'il devient suffisamment petit donc, la modification des référents à chaque itération est petite.

Lorsque le paramètre T est petit, la modification de la relation (III.673) ne concerne qu'un ensemble réduit de neurones.

La fonction de voisinage $K^T(\delta(c,r))$ décroît lorsque la distance $\delta(c,r)$ croît.

III.676. Recherche d'une partition adaptée aux classes recherchées Classification et carte topologique

Parmi les différentes applications réalisées à l'aide des cartes auto-organisatrices, un assez grand nombre sont des tâches de classification. L'auto-organisation, telle que nous venons de la décrire, ne permet pas de résoudre ce type de problèmes : le résultat de l'apprentissage non supervisé permet d'affecter une observation à un sous-ensemble d'une partition, indépendamment de toute notion de classe. On considère que l'on dispose d'un très grand nombre d'observation dont on connaît pas exactement la classe. La partition proposée dépend de la densité de probabilité qui est sous-jacente à l'ensemble des observations de l'ensemble d'apprentissage. Les régions ayant une forte densité d'observation permet d'obtenir une information plus précise, elles sont décrites par une sous-partition fine, celle de faible densité par une sous-partition grossière. L'idée principale de l'algorithme des cartes auto-organisatrices est de faire apparaître des groupements cohérents (le sous-ensemble de la partition) en relation avec l'application traitée. Si l'application

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Code de champ modifié

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Code de champ modifié

Mis en forme : Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Couleur de police : Automatique

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, Décalage bas de 5 pt

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, Décalage bas de 5 pt

Code de champ modifié

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial, 12 pt

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

CHAPITRE III Classification par la carte auto-organisatrice

envisagée consiste en un problème de classification en S classes, les différents sous-ensemble doivent s'intégrer au mieux avec celles-ci. On cherche alors à affecter chaque sous-ensemble à l'une de ces classes. Puisque chaque sous ensemble est associé à un neurone de la carte, le problème de classification se résume à celui de l'étiquetage de chaque neurone de la carte au moyen de l'une de S classes du problème. L'étiquetage peut se faire de trois manières différentes ; on utilise la classification ascendante hiérarchique.

1. puisque chaque sous ensemble de la partition P est représenté par un référent et que celui-ci est une observation moyenne, il est possible de demander à un expert du domaine d'application de reconnaître, grace aux caractéristique de cette observation, la classe à laquelle elle appartient.

2. en utilisant des données expertisées.

3. en regroupant les neurones de la carte d'une manière statistique, le recours à l'expertise ne se faisant qu'à l'issue de cette phase.

On peut regrouper au mieux les neurones en utilisant une classification ascendante hiérarchique

~~La classification ascendante hiérarchique, qui est une méthode de classification automatique, permet d'effectuer la seconde phase nécessaire à l'élaboration du classifieur en regroupant au mieux les neurones.~~

Il s'agit d'une méthode qui calcule une hiérarchie de partitions, chaque partition permet de regrouper d'une manière différente les neurones de la carte. Les différentes partitions de la hiérarchie sont déterminées d'une manière itérative, en commençant par la partition la plus fine qui est composée de l'ensemble des singletons (les neurones). La classification hiérarchique utilise cette partition initiale et procède à des regroupements successifs en fusionnant à chaque itération deux sous-ensemble de neurones. Le choix des deux sous-ensembles qui vont fusionner à une étape donnée est effectué à l'aide d'une mesure de similitude, définie entre deux sous-ensembles. On choisit, parmi tous les couples de sous ensembles qui constituent la partition à

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Retrait : Gauche : 0 cm, Première ligne : 0 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt, Numéros + Niveau : 1 + Style de numérotation : 1, 2, 3, ... + Commencer à : 1 + Alignement : Gauche + Alignement : 0,63 cm + Tabulation après : 1,27 cm + Retrait : 1,27 cm, Taquets de tabulation : 0 cm, Tabulation de liste + Pas à 1,27 cm

Mis en forme : Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, 12 pt, Non Gras

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, 12 pt, Non Gras

Mis en forme : Police : Non Gras

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial, 12 pt, Non Gras

Mis en forme : Police : Non Gras

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

Mis en forme : Police : (Par défaut) Arial

CHAPITRE III Classification par la carte auto-organisatrice

cette étape, les deux sous-ensembles de neurones les plus semblables, au sens de la mesure choisie.

III.79. Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes détaillé attardé sur la classification non supervisée par les cartes auto organisatrices, de même que nous avons détaillé l'algorithme de Kohonen. Nous l'utiliserons dans notre cas dans la segmentation des images en niveau de gris qui est un exemple de classification. La mise au point des cartes topologiques des images est réalisée à partir des différents pixels de l'image. Les observations consistent donc en les niveaux de gris des pixels. L'ensemble d'apprentissage est constitué de la totalité des pixels de l'image. Il est essentiel d'observer que l'algorithme présente des opérations très simples donc qu'il est très léger du point de vue du coût de calculs.

—
—

- ~~• Il est essentiel d'observer que l'algorithme présente des opérations très simples donc qu'il est très léger du point de vue du coût de calculs.~~
- ~~• Des neurones et les liaisons entre neurones peuvent y être supprimées ou ajoutées lors de l'apprentissage quand le besoin s'en fait sentir.~~
- ~~• La classification hiérarchique permet d'engendrer un nombre variable de sous-ensemble, car le processus de regroupement peut être arrêté à tout moment.~~

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :13 pt, Gras, Soulignement

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Police :(Par défaut) Arial

Mis en forme : Retrait : Première ligne : 1,25 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt, Sans numérotation ni puces

Mis en forme : Normal (Web), Justifié

Page 36 : [1] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Couleur de police : Noir		
Page 36 : [2] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Couleur de police : Noir		
Page 36 : [3] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Couleur de police : Noir		
Page 36 : [4] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Couleur de police : Noir		
Page 36 : [5] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Couleur de police : Noir		
Page 36 : [6] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Retrait : Première ligne : 1,25 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt		
Page 36 : [7] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Couleur de police : Noir		
Page 36 : [8] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Couleur de police : Noir		
Page 36 : [9] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt		
Page 36 : [10] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Police :(Par défaut) Arial		
Page 36 : [11] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Police :(Par défaut) Arial		
Page 36 : [12] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Police :(Par défaut) Arial		
Page 36 : [13] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Police :(Par défaut) Arial		
Page 36 : [14] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Police :(Par défaut) Arial		
Page 37 : [15] Mis en forme	poste	08/10/2008 09:25:00
Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt, Avec puces + Niveau : 1 + Alignement : 0,63 cm + Retrait : 1,27 cm		
Page 37 : [16] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Police :(Par défaut) Arial		
Page 37 : [17] Mis en forme	poste	08/10/2008 09:25:00
Couleur de police : Automatique		
Page 37 : [18] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Police :(Par défaut) Arial		
Page 37 : [19] Mis en forme	poste	08/10/2008 09:25:00
Retrait : Première ligne : 0 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt		
Page 37 : [20] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00
Retrait : Première ligne : 1,27 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt		
Page 37 : [21] Mis en forme	Etudiant	07/10/2008 15:57:00

Couleur de police : Rouge

Page 37 : [22] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Couleur de police : Rouge

Page 37 : [23] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Page 31 : [24] Mis en forme poste 08/10/2008 09:55:00

Police :13 pt, Gras, Soulignement

Page 31 : [24] Mis en forme poste 08/10/2008 09:55:00

Police :13 pt, Gras, Soulignement

Page 40 : [25] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Page 40 : [25] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Page 40 : [25] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Page 40 : [26] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial

Page 40 : [26] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial

Page 40 : [26] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial

Page 40 : [26] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial

Page 40 : [26] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial

Page 40 : [27] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir

Page 40 : [27] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir

Page 40 : [27] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir

Page 40 : [27] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir

Page 40 : [27] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir

Page 40 : [27] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir

Page 40 : [27] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir

Page 40 : [27] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Noir

Police :(Par défaut) Arial

Page 40 : [28] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial

Page 40 : [28] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial

Page 40 : [29] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Page 40 : [29] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Page 40 : [29] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Page 40 : [29] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Automatique

Page 40 : [30] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial

Page 40 : [30] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial

Page 40 : [30] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial

Page 40 : [31] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Gras

Page 40 : [31] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Gras

Page 40 : [31] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Gras

Page 40 : [31] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Gras

Page 40 : [31] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Gras

Page 40 : [31] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Gras

Page 40 : [31] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Gras

Page 40 : [31] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Gras

Page 40 : [31] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial, Gras

Page 40 : [32] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial

Page 40 : [32] Mis en forme Etudiant 07/10/2008 15:57:00

Police :(Par défaut) Arial

Code de champ modifié

Page 40 : [33] Modifier **Unknown**

Code de champ modifié

Page 40 : [33] Modifier **Unknown**

Code de champ modifié

Page 41 : [34] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Rouge, Ne pas vérifier l'orthographe ou la grammaire, Décalage bas de 3 pt

Page 41 : [35] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Rouge, Ne pas vérifier l'orthographe ou la grammaire, Décalage bas de 3 pt

Page 41 : [36] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Rouge, Décalage bas de 15 pt

Page 41 : [37] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Police :(Par défaut) Arial, Couleur de police : Rouge, Décalage bas de 15 pt

Page 41 : [38] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Couleur de police : Noir

Page 41 : [39] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Couleur de police : Noir

Page 41 : [40] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Couleur de police : Noir

Page 41 : [41] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Couleur de police : Noir

Page 41 : [42] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Couleur de police : Noir

Page 41 : [43] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Couleur de police : Noir

Page 41 : [44] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Couleur de police : Noir

Page 41 : [45] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Couleur de police : Noir

Page 41 : [46] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Couleur de police : Noir

Page 41 : [47] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Retrait : Première ligne : 0 cm

Page 41 : [48] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Retrait : Première ligne : 0 cm, Espace Avant : 0 pt, Après : 0 pt

Page 41 : [49] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Police :(Par défaut) Arial

Page 41 : [50] Mis en forme **Etudiant** **07/10/2008 15:57:00**

Police :(Par défaut) Arial

IV.1.Introduction

Notre but étant la segmentation des images en niveaux de gris et n'ayant aucune connaissance a priori sur l'appartenance des pixels de l'image aux classes, ne connaissant pas aussi le nombre de classes contenues dans l'image, nous avons opté pour une segmentation non supervisée en utilisant un réseau de neurones SOM (Self Organizing Maps). En effet, ce réseau permet l'auto organisation de la carte topologique au fur et à mesure que les données (pixels de l'image) sont introduites. A la fin, un simple groupement des neurones voisins 'similaires' suivant un prédicat permettra l'identification du nombre de classe et les différents centres des classes.

Nous avons donc implémenté sous Matlab 7.0 l'algorithme de Kohonen dont l'utilisation nécessite le choix de la fonction de voisinage K^T , le pas de gradient μ' et la taille de la carte topologique τ . Durant le regroupement des neurones, nous devons aussi fixer le paramètre ε qui varie entre 0 et 1. Ce paramètre donne une indication sur la finesse de la segmentation. Plus il est faible, le nombre de neurone à fusionner est faible, le nombre de classe est donc important, et l'image segmentée est meilleure.

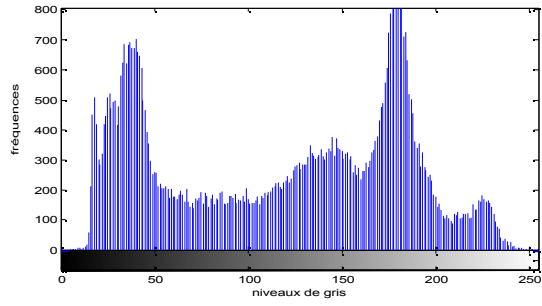
Dans ce qui suit, nous évaluerons les résultats de la segmentation de différentes images en faisant varier un à un les éléments cités. Nous afficherons à chaque fois, le nombre de classe h et le temps de calcul T_c .

IV.2.Les images tests

Les tests sont effectués sur plusieurs images de mêmes tailles 512x512 qui sont représentées sur la figure IV.1, ainsi leurs histogrammes



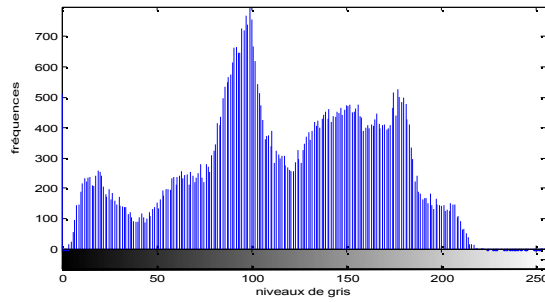
a : Image Lacornouaille



a' : Histogramme Lacornouaille



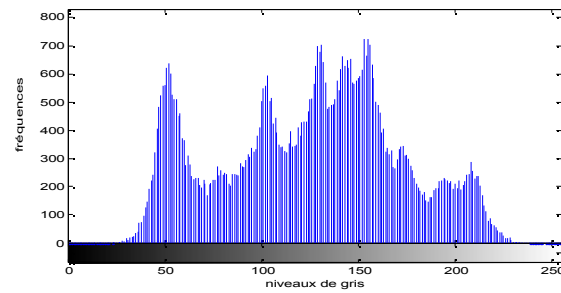
b: Image peppers



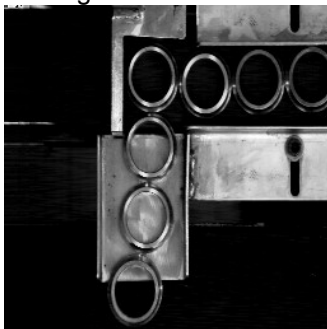
b' : Histogramme peppers



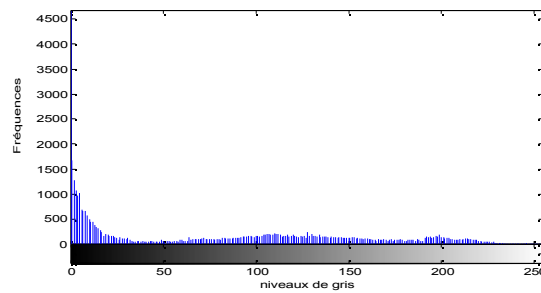
c. Image Lenna



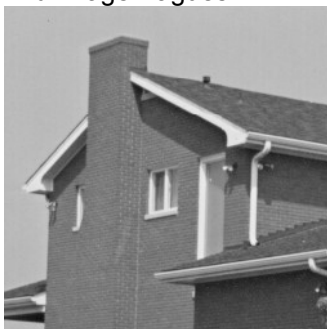
c' :Histogramme Lenna



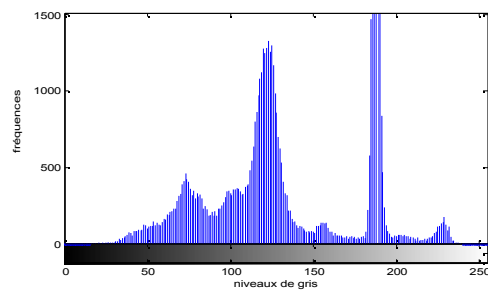
d:Image Bagues



d':Histogramme bagues



e. Image house



e': Histogramme house

Figure IV.1. Images à tester et leurs histogrammes

IV.3. Influence de la taille τ de la carte topologique sur la segmentation des images

Dans cette partie, nous proposons d'étudier l'influence de τ sur la segmentation des différentes images. Nous considérons quatre exemples, $\tau=3 \times 3$, $\tau=5 \times 5$, $\tau=10 \times 10$, et $\tau=50 \times 50$. Ainsi nous aurons respectivement une carte topologique de 9, 25, 100 et 2500 neurones.

La fonction de voisinage est donnée par :

$$K^T(\delta) = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta < T \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Le pas du gradient est : $\mu^t = \frac{1}{\sqrt{t}}$

Le paramètre ε est fixé à 0.01.

Les résultats de la segmentation des images (IV.1.d, IV.1.c, IV.1.a) sont présentées respectivement sur les figures IV.2, IV.3 et IV.4. Nous affichons aussi à chaque résultats, le nombre de classes détecté h et le temps de calcul T_c .

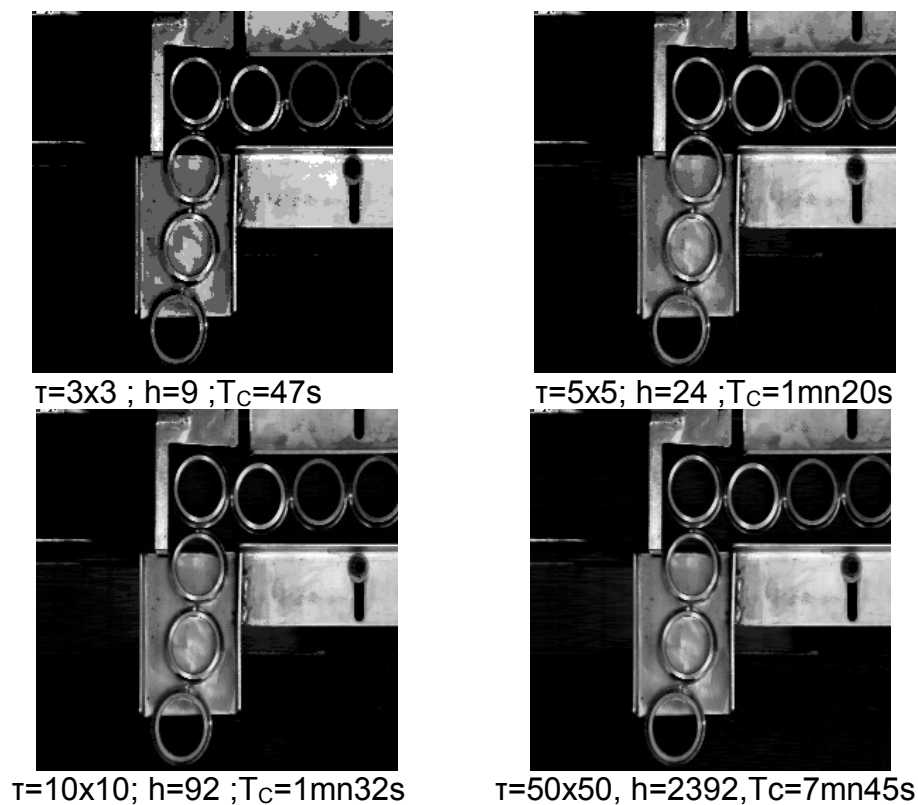


Figure IV.2. : Résultats de la segmentation de l'image Bagues



$\tau=3 \times 3, h=9, T_c=1mn28ss$



$\tau=5 \times 5 ; h=25, T_c=1mn27s$



$\tau=10 \times 10 ; h=98, T_c=1mn29s$



$\tau=50 \times 50 ; h=1373 ; T_c=5mn03s$

Figure IV.3. : Résultats de la segmentation de l'image Lenna



$\tau=3 \times 3 ; h=8 ; T_c=44s$



$\tau=5 \times 5 ; h=22 ; T_c=1mn24s$



$\tau=10 \times 10 ; h=49 ; T_c=1mn26s$



$\tau=50 \times 50 ; h=2412 ; T_c=4mn36s$

Figure IV.4. : Résultats de la segmentation de l'image Lacornouaille

Nous constatons que d'après les figures ci dessus que nous obtenons de bons résultats pour une taille de la carte topologique qui avoisine $\tau=10 \times 10$. Pour des cartes de dimension plus faible, les résultats restent néanmoins appréciables. Il faut noter que le nombre de classes obtenu est dépendant de la dimension de la carte topologique, plus cette dimension est importante plus le nombre de classes devient important. Il est assez élevé pour de grandes dimensions car durant le regroupement plusieurs neurones n'ont pas été regroupés et forment donc à eux seuls des classes indépendantes. Un compromis est donc nécessaire entre la taille de la carte topologique τ et le seuil de regroupement ϵ .

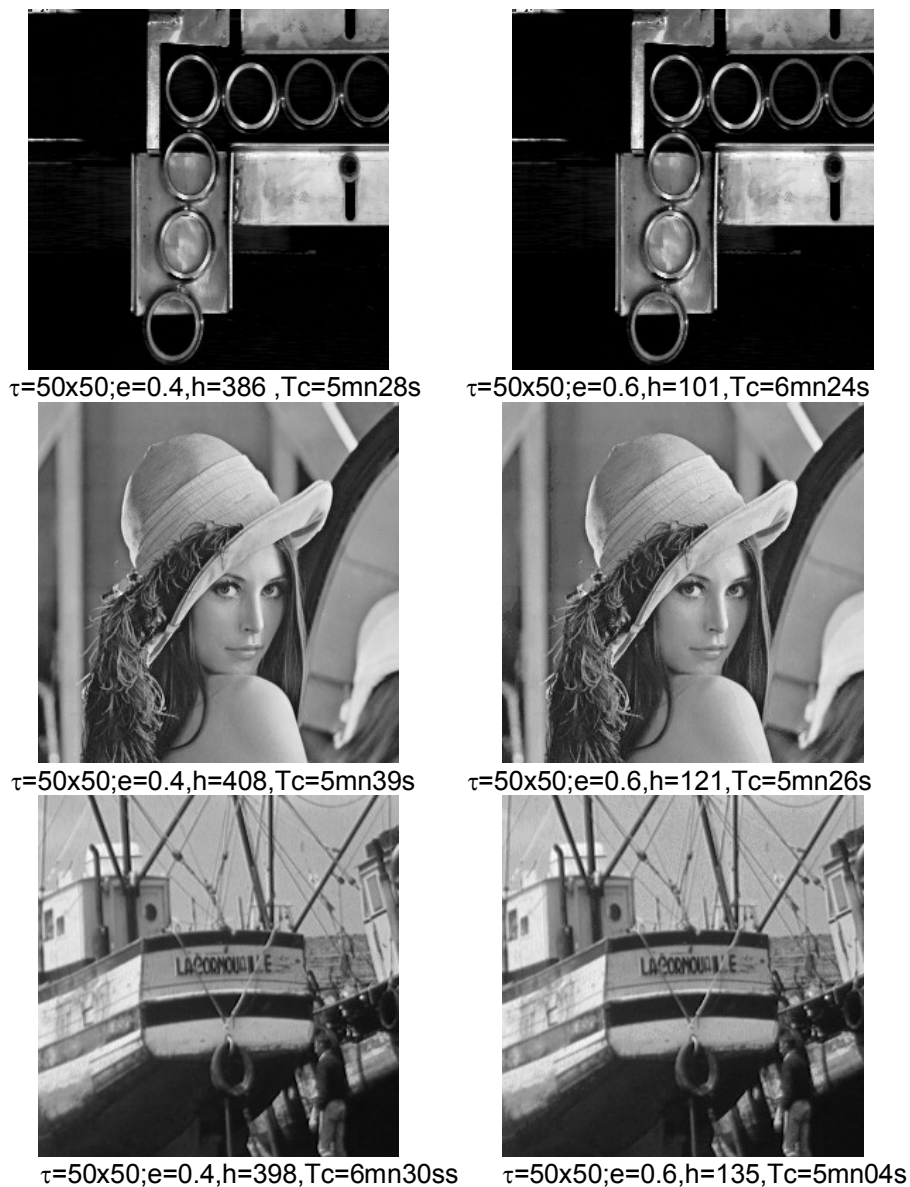


Figure IV.5. : Résultats de la segmentation des différentes images pour $\epsilon=0.4$ et $\epsilon=0.6$

Sur la figure IV.5, nous pouvons observer les résultats de la segmentation des trois images traitées dans les figures précédentes avec toujours $\tau = 50 \times 50$ mais avec $\varepsilon = 0.4$ et $\varepsilon = 0.6$. Il faut noter aussi que le temps de calcul augmente avec la taille de la carte topologique.

Pour toutes ces différentes raisons, nous optons pour le reste de notre expérimentation pour une taille $\tau = 10 \times 10$ et pour $\varepsilon = 0.01$

IV.4. Influence de la fonction μ^t sur la segmentation des images

Dans cette partie, nous proposons d'étudier l'influence de μ^t sur la segmentation des différentes images. Nous considérons trois exemples :

- $\mu^t = \frac{1}{\sqrt{t}}$,
- $\mu^t = \frac{1}{t}$ et
- $\mu^t = \frac{1}{t^2}$.

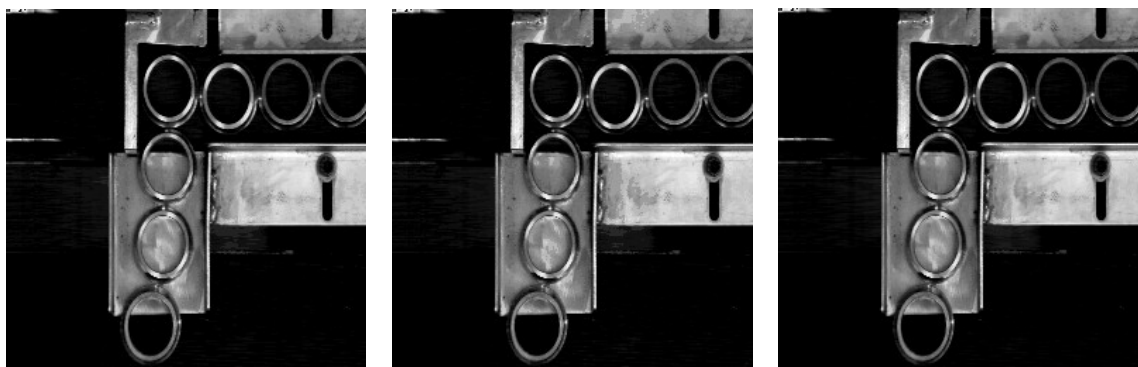
La carte topologique est fixée à $\tau = 10 \times 10$.

La fonction de voisinage est toujours donnée par :

$$K^T(\delta) = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta < T \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Le paramètre ε est fixé à 0.01.

Les résultats de la segmentation des images IV.1.d, IV.1.c, IV.1.e et IV.1.b sont présentés respectivement sur les figures IV.6, IV.7, IV.8 et IV.9. Nous affichons aussi à chaque résultats, le nombre de classes détecté h et le temps de calcul T_c .



$$\mu^t = \frac{1}{\sqrt{t}}; h=94; T_c=11s$$

$$\mu^t = \frac{1}{t}; h=96; T_c=11s$$

$$\mu^t = \frac{1}{t^2}; h=95; T_c=12s$$

Figure IV.6. : Résultats de la segmentation de l'image bagues

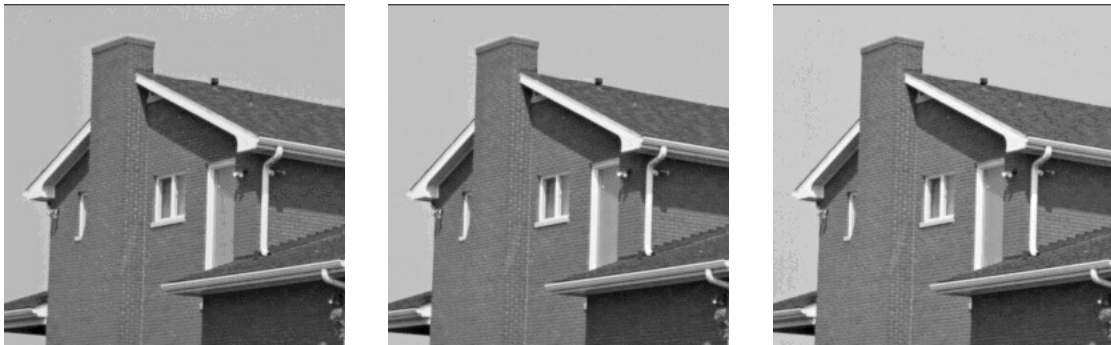


$$\mu^t = \frac{1}{\sqrt{t}} ; h=96 ; Tc= 11s$$

$$\mu^t = \frac{1}{t} ; h=98 ; Tc= 11s$$

$$\mu^t = \frac{1}{t^2} ; h=99 ; Tc= 12s$$

Figure IV.7. : Résultats de la segmentation de l'image lenna

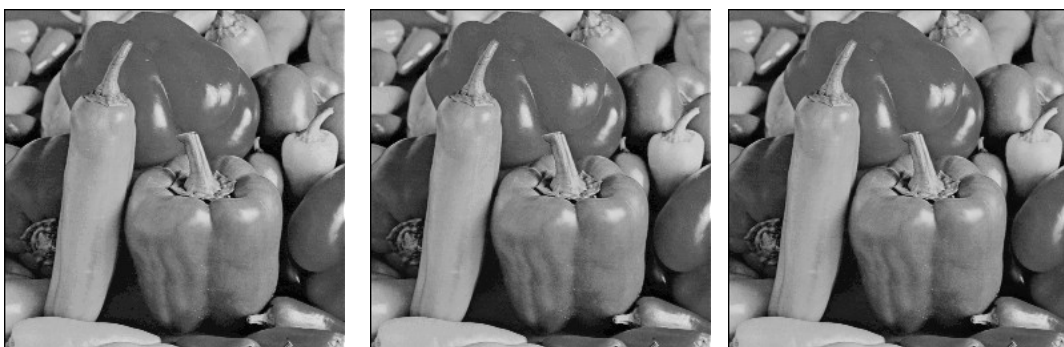


$$\mu^t = \frac{1}{\sqrt{t}} ; h=96 ; Tc=11s$$

$$\mu^t = \frac{1}{t} ; h=98 ; Tc=11s$$

$$\mu^t = \frac{1}{t^2} ; h=97 ; Tc=12s$$

Figure IV.8 : Résultats de la segmentation de l'image house



$$\mu^t = \frac{1}{\sqrt{t}} , h=97 ; Tc=11s$$

$$\mu^t = \frac{1}{t} , h=98 , Tc = 12s$$

$$\mu^t = \frac{1}{t^2} ; h=80 ; Tc=11s$$

Figure IV.9. : Résultats de la segmentation de l'image peppers

Les trois fonctions (pas du gradient) peuvent être utilisées vu que les résultats sont appréciables dans les trois cas. Nous ne constatons pas de

nettes modifications en faisant varier le pas du gradient μ^t . Pour ce qui nous concerne, nous poursuivrons les tests en utilisant la fonction $\mu^t = \frac{1}{t}$.

IV.5. Influence du paramètre ε sur la segmentation des images

A la fin de l'exécution de l'algorithme de Kohonen, nous obtenons sur la carte topologique τ des référents finaux W . Il faut alors opérer un groupe de ces référents pour réduire le nombre de classes dans l'image.

Nous regroupons tous les référents adjacents (c'est-à-dire ayant une distance égale à 1) dont la différence des valeurs est inférieure à un seuil ε .

Nous donnons sur la figure IV.10 un exemple de la carte topologique avant et après regroupement.

0.44	0.45	0.30	0.31
0.46	0.51	0.52	0.32
0.60	0.61	0.90	0.91
0.44	0.50	0.92	0.90

Carte des référents

1	1	2	2
1	3	3	2
4	4	5	5
6	7	5	5

carte des classes après regroupement

Figure IV.10 : Exemple de regroupement avec $\varepsilon=0.02$.

Nous proposons d'étudier l'influence de ε sur la segmentation des différentes images. Nous considérons plusieurs valeurs de ce paramètre qui est compris entre 0 et 1.

La fonction de voisinage est toujours donnée par :

$$K^T(\delta) = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta < T \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Le pas du gradient est $\mu^t = \frac{1}{t}$.

La carte topologique est fixée à $\tau=10 \times 10$.

Les résultats de la segmentation des images IV.1.b, IV.1.a et IV.1.c sont présentés respectivement sur les figures IV.11, IV.12 et IV.13. Nous affichons aussi à chaque résultats, le nombre de classes détecté h et le temps de calcul T_c .

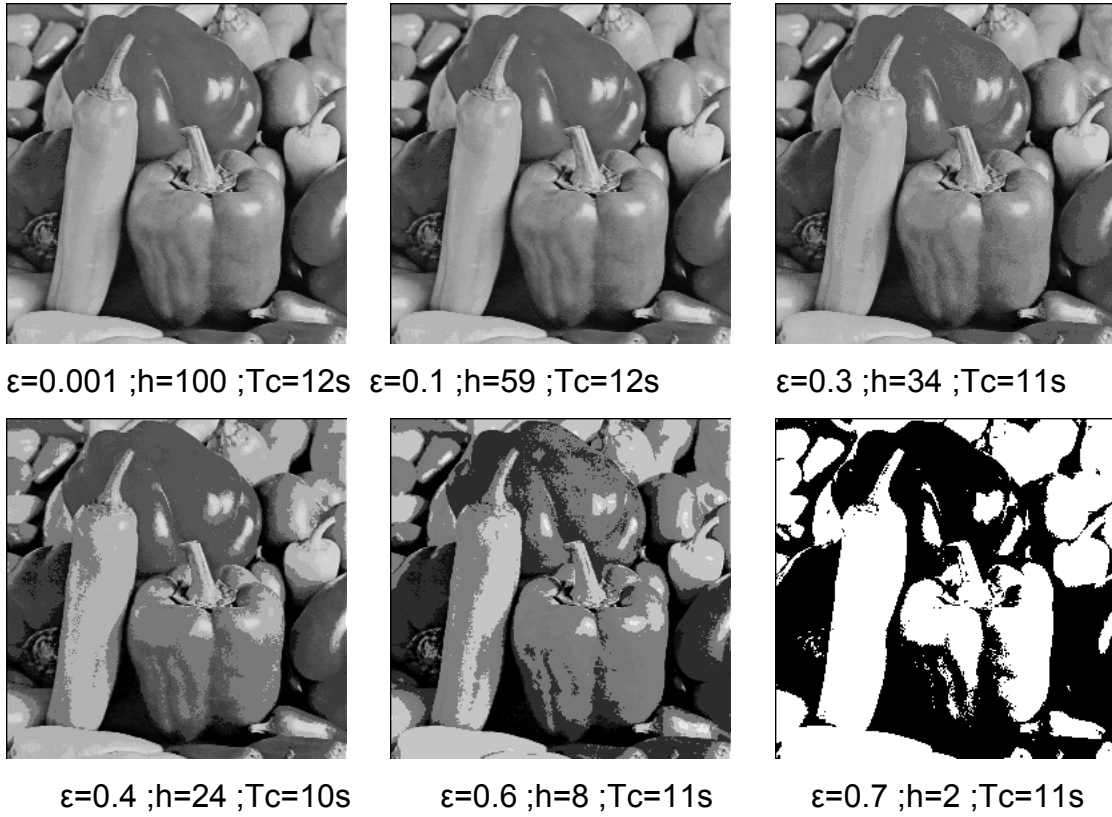


Figure IV.11: Résultats de la segmentation de l'image peppers



Figure IV.12: Résultats de la segmentation de l'image Lacornouaille



Figure IV.13: Résultats de la segmentation de l'image Lenna

Les résultats obtenus sont prévisibles. En effet plus la valeur de ϵ est importante, plus le nombre de référents à regrouper est grand, donc moins nous obtenons de classes. Ce paramètre doit être choisi en fonction des besoins de l'utilisateur.

IV.6. Influence de la fonction de voisinage K^T sur la segmentation des images

Nous proposons d'étudier l'influence de K^T sur la segmentation des différentes images. Nous considérons trois exemples :

- $K^T(\delta) = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta < T \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$,
- $K^T(\delta) = \exp(-\frac{|\delta|}{T})$ et
- $K^T(\delta) = \exp(-\frac{\delta^2}{T^2})$

La carte topologique est fixée à $\tau=10 \times 10$.

Le paramètre ϵ est fixé à 0.5.

Les résultats de la segmentation des images IV.1.e, IV.1.b et IV.1.c sont présentés respectivement sur les figures IV.14, IV.15, et IV.16 .



$$K^T(\delta) = \exp\left(\frac{\delta^2}{-T^2}\right); h=7, Tc=18 \quad K^T(\delta) = \exp\left(-\frac{|\delta|}{T}\right); h=9, Tc=12s \quad K^T(\delta) = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta < T \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}, h=11, Tc=10$$

Figure IV.14 : Résultats de la segmentation de l'image house



$$K^T(\delta) = \exp\left(\frac{\delta^2}{-T^2}\right); h=8, Tc=13s \quad K^T(\delta) = \exp\left(-\frac{|\delta|}{T}\right); h=11, Tc=14 \quad K^T(\delta) = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta < T \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}, h=9, Tc=11s$$

Figure IV.15 : Résultats de la segmentation de l'image peppers



$$K^T(\delta) = \exp\left(\frac{\delta^2}{-T^2}\right); h=11, Tc=13s \quad K^T(\delta) = \exp\left(-\frac{|\delta|}{T}\right); h=16, Tc=14s \quad K^T(\delta) = \begin{cases} 1 & \text{si } \delta < T \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}, h=15, Tc=11s$$

Figure IV.16 : Résultats de la segmentation de l'image Lenna

D'après les figures affichées précédemment, nous constatons que la fonction de voisinage $K^T(\delta) = \exp\left(\frac{\delta^2}{-T^2}\right)$ fournit les meilleurs résultats. Le nombre de classes détectées avec les deux autres fonctions est plus important sans améliorer le rendu visuel de la classification. Néanmoins, les classes restent assez bien détectées comme nous pouvons le constater par exemples sur la figure IV.14 pour la fonction $K^T(\delta) = \exp\left(\frac{|\delta|}{T}\right)$, où l'ombre de la toiture est assez bien repérée (voir les flèches sur la figure).

IV.7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les différents résultats obtenus avec la méthode de classification automatique par la carte auto-organisatrice que nous avons décrite en chapitre III. Nous avons effectué les différents tests en tenant compte des différents paramètres utilisés afin de mettre en évidence leur influence. Nous avons trouvé que le choix du pas du gradient μ' ou de la fonction de voisinage K^T ont peu d'influence sur les résultats, par contre la taille de la carte topologique τ et le seuil de regroupement ε influent largement sur ces résultats. Il est donc primordial de bien choisir ces deux derniers paramètres.

Conclusion générale

Le travail qui nous a été proposé est l'utilisation d'une méthode de classification non supervisée pour la segmentation d'images.

Ce travail nous a permis de nous familiariser avec trois domaines à savoir le traitement d'images, les réseaux de neurones et la programmation sous Matlab.

Nous avons donc implémenté sous Matlab un algorithme de segmentation d'image par les cartes auto organisatrice de Kohonen qui fait partie de la famille des réseaux de neurones.

Rappelons que cette méthode cherche d'abord à affecter les observations (les différentes valeurs des pixels) aux différents neurones de la carte topologique puis les regrouper dans des classes après avoir trouver les valeurs des référents.

Le regroupement effectué dans cette thèse, ne nous permet pas le choix du nombre de classe. Il est donc judicieux de programmer une méthode qui le permettra. Le regroupement, pour la recherche d'une partition adaptée aux classes, suivant une simple différence des valeurs des référents ne nous paraît pas optimal. Il serait intéressant de réaliser un autre regroupement des neurones de la carte en utilisant par exemple une classification ascendante hiérarchique.

Cette méthode nous paraît être assez robuste puisque la modification de certains paramètres n'influe que faiblement sur les résultats.

Nous avons testé le programme réalisé sur des images en niveaux de gris. Il sera intéressant de l'appliquer sur d'autres sortes d'images comme par exemple les images couleurs, multi spectrales, satellitaires, IRM,

Bibliographie

- [1] J. P. COCQUEREZ et S. PHILIPP, Analyse d'images : filtrage et segmentation, Masson, Paris 1995
- [2] A. HOUMEL et D. HARBANE, Segmentation d'image en niveaux de gris par fusion de région, Thèse d'ingénieur en électronique, Université Mouloud Mammeri de Tizi Ouzou, promotion 2004-2005.
- [3] S. OUADFEL, Contributions à la segmentation d'images basées sur la résolution collective par colonies de fourmis artificielles, thèse de Doctorat en informatique, Université Hadj Lakhdar de Batna, Faculté des Sciences de l'Ingénieur, 2006
- [4] D. LOUNNACI et R. LAZIB, Traitement des images METEOSAT de format « open MTP », Thèse d'ingénieur en électronique, Université Mouloud Mammeri de Tizi Ouzou, promotion 2003-2004.
- [5] L. IFTICENE, M. BEN CHABANE et L. CHERFA, Application des réseaux de neurones à fonction radiale de base pour la classification d'arythmies cardiaques, Thèse d'ingénieur en électronique, Université Mouloud Mammeri de Tizi Ouzou, promotion 2004-2005.
- [6] B. VIROLE, Réseaux de neurones et psychométrie, Editions du Centre de Psychologie Appliquée, Juin 2001
- [7] M. PARIZEAU, Réseaux de neurones, Université LAVAL, 2004.
- [8] R. AMAOUCHE, M. AGOUN et R. LOUDA, Utilisation des réseaux de neurones pour la prévision météorologique : application aux données satellitaires, Thèse d'ingénieur en électronique, Université Mouloud Mammeri de Tizi Ouzou, promotion 2006-2007.
- [9] www.lesrobots.com/robots/neurones_artificiels.htm
- [10] www.techno-science.net

[11] G. DREYFUS, J. M. MARTINEZ, M. SAMUELIDES, M. B. GORDON, F. BARDRAN, S. THIRIA et L. HERAULT, Réseaux de neurones : méthodologie et application, Edition EYROLLES, 2004

[12] E. DAVALO et P. NAÏM, Les réseaux de neurones, Edition EYROLLES, 1993.

[13] M. FONTAINE, Segmentation non supervisée d'images couleur par analyse de la connexité des pixels, Thèse de doctorat, université de Lille1, décembre 2001.

