

# Utilisation des cartes auto-organisatrices de Kohonen dans la recherche documentaire

Bessai F.Z., Krelifaoui Mohamed, Guergab Mohamed

Centre de Recherche sur l'Information Scientifique et Technique (CERIST)

Division Base de Données et Système multimédia

zbessai@wissal.dz

## 1. Introduction

L'information est principalement disponible sous forme de texte. Obtenir des réponses pertinentes par rapport à une requête, organisées, triées et exploitables, est un besoin quotidien. L'information textuelle ne peut pas être gérée comme des données. En effet, il ne s'agit pas d'accéder à une information structurée, identifiée par des chemins d'accès prédéfinis comme dans les bases de données. Il faut aller beaucoup plus loin : l'information recherchée doit pouvoir être identifiée par les sujets qu'elle recouvre, c'est-à-dire son contenu textuel.

Traditionnellement les Systèmes de Recherche Documentaire (SRD) privilégient les recherches ciblées pour lesquelles l'objectif est bien délimité et peuvent se dériver par une expression booléenne ou par une phrase qui définit l'objet recherché. Implicitement nous considérons alors que l'utilisateur connaît le sujet de ses préoccupations et ne recherche qu'un chemin d'accès vers une information "globalement connue".

Différents outils et méthodes ont été appliqués en vue d'obtenir d'autres interfaces de consultation, prenant en compte de manière efficace la sémantique des requêtes et des documents, en particulier les méthodes de classification neuronales qui sont basées sur la théorie des réseaux de neurones et dont le principal avantage est son apprentissage permanent qui permet de développer des systèmes dynamiques et évolutifs prenant en compte l'évolution du corpus documentaire et l'amélioration des réponses vis-à-vis des requêtes des utilisateurs.

L'objectif du présent travail est de réaliser un système de recherche documentaire basé sur la théorie des réseaux de neurones et particulièrement sur les cartes auto-organisatrices de Kohonen qui permettent de constituer un système adapté à la classification et la consultation de documents.

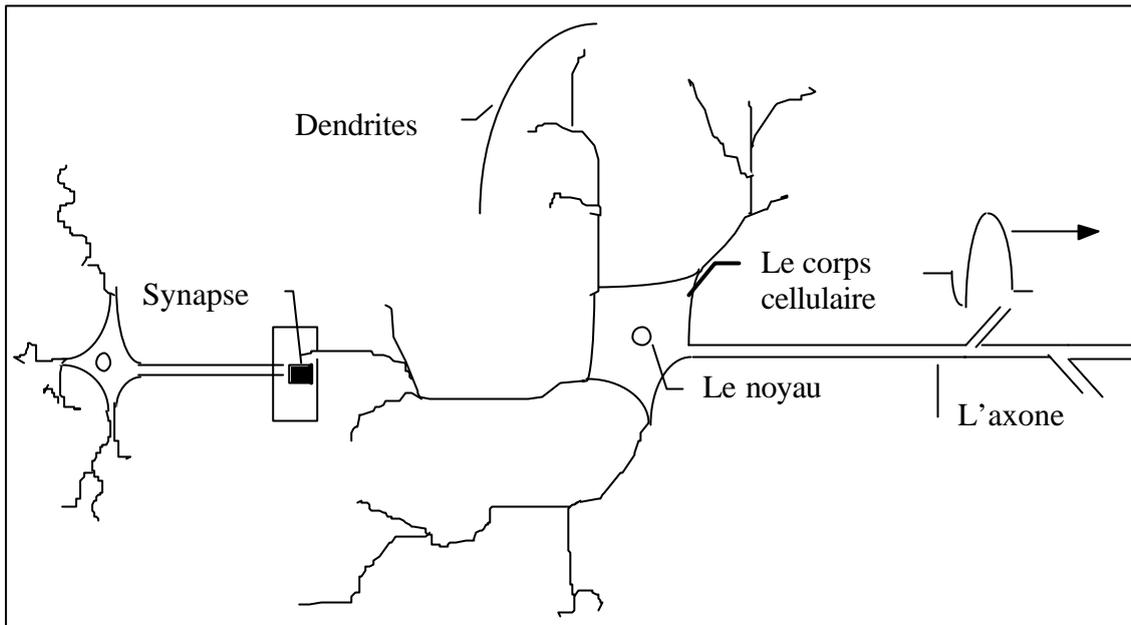
## 2- Réseaux de neurones

### 2.1- Fondements biologiques

Le cerveau est composé de milliards de cellules nerveuses appelées neurones et c'est l'activité électrochimique de ces cellules qui reflète l'accomplissement des tâches par le cerveau.

La description la plus classique des neurones est la suivante [SAM 91] [DAV 93] [COR 91] [FRE 92] :

Chaque neurone possède une arborescence de fibres entrantes appelées dendrites, un élément de traitement appelé corps cellulaire et une arborescence de fibres sortantes appelée axone voir Fig.1. La connexion de l'axone d'un neurone aux dendrites ou au corps cellulaire d'un autre neurone est appelée synapse.



**Fig.1.** Croquis simplifié d'un neurone biologique.

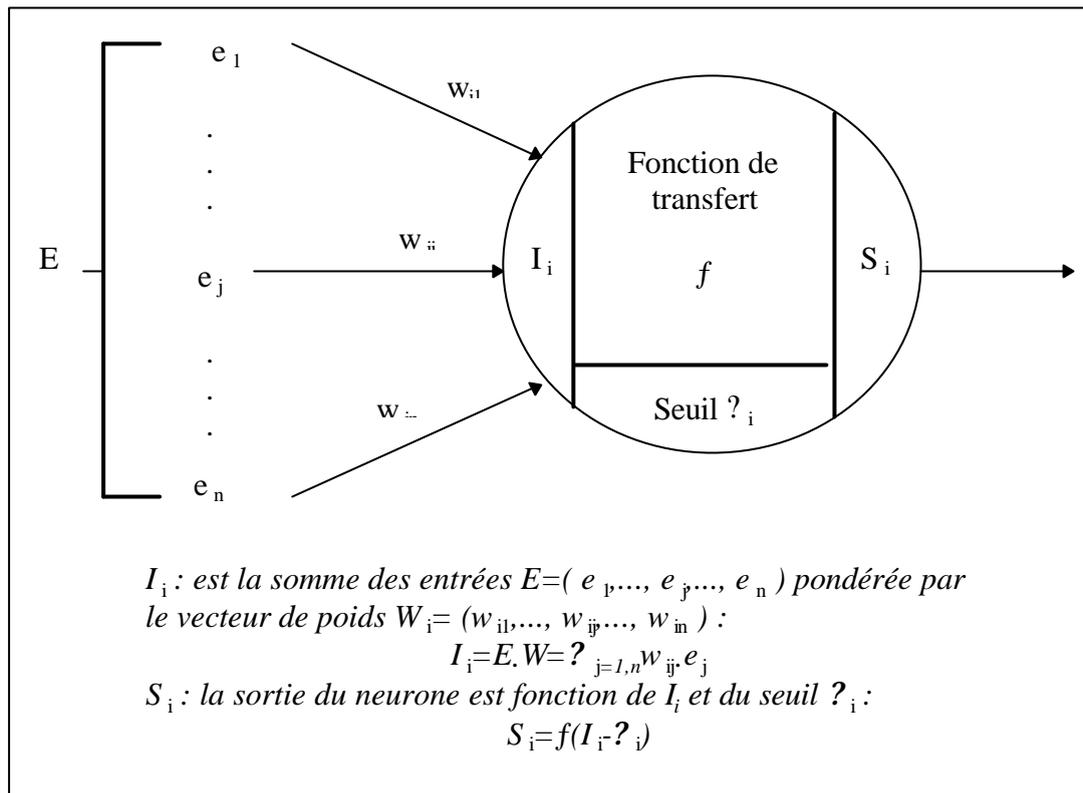
L'information circule sous forme de trains d'impulsions électriques. Le neurone, qui reçoit des informations depuis ses dendrites effectue approximativement l'intégration (la somme) de ces trains d'impulsions, si le potentiel somatique dépasse un certain seuil, il émet un signal bref que l'on appelle signal d'activation (voir Fig.2), ce dernier se propage sans amortissement le long de l'axone et des ramifications.

## 2.2- Neurone formel

La première modélisation d'un neurone a été présentée par Mac Culloch et Pitts en 1943.

Ils ont proposé le modèle suivant : « Le neurone formel fait une somme pondérée des potentiels d'activation  $e_1, e_2, \dots, e_n$  qui lui parviennent, puis s'active suivant la valeur de cette sommation pondérée. Si cette somme dépasse un certain seuil, le neurone est activé et transmet une réponse, si le neurone n'est pas activé il ne transmet rien » [DAV 93] [FAR 90]

Ce modèle est schématisé par la figure suivante:



**Fig.2.** Le neurone formel.

La sortie du neurone dépend d'une fonction de transfert, dont les principales sont :

Fonction à seuil binaire (sign), fonction à seuil linéaire, fonction sigmoïde ( $f(x) = \frac{e^x}{e^x + 1}$ )

### 2.3- Modélisation générale d'un réseau de neurones

Un réseau de neurones est un ensemble de neurones formels (systèmes élémentaires) interconnectés et évoluant dans le temps par interactions réciproques. Pour décrire un tel réseau il nous faut donc décrire :

- ? le comportement de chaque neurone,
- ? l'interaction entre neurones.

Nous retiendrons la définition suivante :

#### 2.3.1- Définition structurelle

Un réseau de neurones est défini à partir [WEN 93]:

- ? d'un ensemble  $I$  de  $N$  éléments appelés neurones, ou cellules, ou encore unités,
- ? d'un sous-ensemble  $Q$  de l'ensemble  $R$  des réels codant les différents états accessibles par un neurone,
- ? d'une fonction  $f$  de  $R$  dans  $Q$ ,
- ? d'un graphe  $(I, G)$  décrivant les connexions entre les neurones,
- ? d'un réel  $w_{ij}$ , pour chaque couple  $(i, j)$  de  $G$ ,
- ? d'un ensemble d'entrées  $E$ ,
- ? et d'une fonction  $?_i$  de  $E$  dans  $R$ , pour chaque élément  $i$  de  $I$ .

Un réseau de neurones construit à partir de ces données, est alors un système dont la réponse à une entrée  $e$  de  $E$  est un vecteur  $S$  de  $R^n$  vérifiant :

Pour toute cellule  $i$ ,

$$s_i = f\left(\sum_j w_{ij} \cdot s_j\right) \quad j \text{ tel que } (i, j) \in G$$

Nous appelons, respectivement, synapses et coefficients synaptiques les éléments  $(i, j)$  de  $G$  et les réels  $w_{ij}$ , la fonction  $f$  est qualifiée de seuil lorsqu'elle est constante sur  $E$ , la fonction  $f$  est appelée fonction de seuillage ou d'activation.

De la définition précédente nous tirons les remarques suivantes :

- ? les architectures utilisées sont très variées, peuvent aller d'une connectivité totale où tous les neurones sont connectés les uns aux autres à une connectivité locale où les neurones ne sont connectés qu'à leurs proches voisins.

- ? il est courant d'utiliser des réseaux à structures régulières pour faciliter leur utilisation [DAV 93].

- ? le coefficient synaptique ( $w_{ij}$ ) appelé aussi poids, attribué à la connexion entre deux neurones  $(i, j)$  de  $G$ , a pour rôle de rendre compte de l'influence plus ou moins grande d'un neurone sur ceux auxquels est reliée sa sortie.

### 2.3.2- Dynamique des états

La dynamique des états s'intéresse à l'évolution des états des différents neurones d'un réseau. Elle cherche l'existence d'états stables ou de cycles stables, que ce soit pour des cellules particulières, pour des groupes de cellules ou pour le réseau tout entier [VAD 93].

Elle dépend de:

- ? la fonction d'activation des neurones,
- ? la structure et poids des connexions.

### 2.3.3- Dynamique des connexions

Le poids  $w_{ij}$  de la connexion entre les neurones  $(i, j)$  pondère le signal transmis, est peut être :

- ? excitateur ( $w_{ij} > 0$ )
- ? inhibiteur ( $w_{ij} < 0$ )

La dynamique des connexions ne s'intéresse qu'aux réseaux dont les

### 2.3.4- Fonctionnement

Une fois l'architecture et la dynamique du réseau sont choisies, le réseau va subir à son entrée les motifs à apprendre (phase d'apprentissage), l'algorithme d'apprentissage détermine la façon d'ajuster les poids du réseau pour obtenir la sortie désirée pour un motif donné. La phase suivante est appelée phase d'utilisation ou de rappel, elle consiste à présenter au réseau des motifs autres que ceux qui ont contribué à son apprentissage (des motifs généralement bruités ou incomplets), pendant cette phase le réseau va réagir selon les connaissances acquises durant la phase d'apprentissage.

## 2.4- Apprentissage

Une des caractéristiques les plus intéressantes des réseaux de neurones est leur capacité à apprendre, l'apprentissage va permettre au réseau de modifier sa structure interne (poids synaptiques) pour s'adapter à son environnement [SAM 91] [DAV 93] [COR 91].

### 2.4.1- Principe

Dans le cadre des réseaux de neurones un réseau est défini par son graphe de connexions et la fonction d'activation de chaque neurone.

A chaque choix de coefficients synaptiques (poids de connexions) correspond alors un système, et c'est dans l'ensemble de tous ces systèmes que l'on se propose de trouver celui résolvant au mieux le problème [WEN 93].

Pour pouvoir évaluer un système particulier, nous effectuons pour cela une suite d'expériences permettant d'observer le comportement du réseau. Une expérience consiste à présenter un exemple d'entrée au système dont la réponse est recueillie à la sortie du système.

Le réseau est ainsi évalué par la valeur prise par une fonction d'erreur. Le problème d'apprentissage consiste alors à trouver un réseau minimisant cette fonction d'erreur [WEN 93].

### **2.4.2- Modes d'apprentissage**

Nous distinguons trois modes d'apprentissage : l'apprentissage supervisé, non supervisé et renforcé.

#### **2.4.2.1- Apprentissage supervisé**

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 ici consiste à comparer le résultat obtenu avec le résultat désiré, puis à ajuster les poids des connexions pour minimiser la différence entre les deux [SAM 91].

#### **2.4.2.2- Apprentissage non supervisé**

Dans l'apprentissage non supervisé, le réseau modifie ses paramètres en tenant compte seulement des informations locales. Ces méthodes n'ont pas besoins de sorties désirées préétablies. Les réseaux utilisant cette technique sont appelés réseaux à dynamique autonome et sont considérés comme des détecteurs de régularité, car le réseau apprend en détectant les régularités dans la structure des motifs d'entrée et produit la sortie la plus satisfaisante [DAV 93].

#### **2.4.2.3- Apprentissage renforcé**

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 à 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 [SAM 91].

### **2.4.3- Règles d'apprentissage**

La méthode d'ajustement des poids du réseau pendant l'apprentissage peut être choisie dans une gamme variée d'algorithmes, dont voici les plus connus :

- **La règle de Hebb (ou règle de corrélation)** [HEB 49] [SAM 91]
- **La règle de Widrow-Hoff** [FRE 92] [SAM 91] [MAR 92]
- **La règle delta**
- **L'algorithme de rétropropagation de l'erreur (ou la règle delta généralisée)** [SAM 91]
- **Apprentissage compétitif** [MAR 92] [FRE 92]

### **2.4.4- Propriétés et limites des réseaux de neurones**

#### **2.4.4.1- Les propriétés fascinantes des réseaux de neurones**

L'intérêt porté aujourd'hui aux réseaux de neurones tient sa justification dans les quelques propriétés suivantes [RED 95]:

?

### **La capacité d'adaptation**

La capacité d'adaptation se manifeste dans les réseaux de neurones par la capacité d'apprentissage qui permet au réseau de tenir compte de nouvelles contraintes ou de nouvelles données. Cette capacité présente un intérêt déterminant pour les problèmes évolutifs.

?

### **La capacité de généralisation**

La capacité de généralisation se traduit par la capacité d'un système à apprendre et à retrouver, à partir d'un ensemble d'exemples, des règles sous-jacentes ou à mimer des comportements qui permettent de résoudre un problème.

?

### **Le parallélisme**

Cette notion se situe à la base de l'architecture des réseaux de neurones considérés comme un ensemble d'entités élémentaires qui travaillent simultanément. Le parallélisme permet une rapidité de calcul supérieure mais exige de penser et de poser différemment les problèmes à résoudre.

#### **2.4.4.2- Limites d'utilisation des réseaux de neurones**

Ces limites [DAV 93] [SAM 91] sont tout d'abord d'ordre technique et sont dues aux difficultés que nous rencontrons pour utiliser le parallélisme inhérent aux réseaux de neurones. Ainsi, la plupart des réseaux sont simulés sur des machines séquentielles, ce qui entraîne des temps de calculs importants.

De plus, l'un des principaux reproches fait aux réseaux de neurones tient de leur incapacité à expliquer les résultats qu'ils fournissent. Les réseaux se présentent comme des boîtes noires dont les règles de fonctionnement sont inconnues. La qualité de leurs performances ne peut être mesurée que par des méthodes statistiques, ce qui amène une certaine méfiance de la part des utilisateurs potentiels.

#### **2.5- Conclusion sur les réseaux de neurones**

Un réseau de neurones est un ensemble de cellules interconnectées par des liens ajustables. Cette propriété lui permet de trouver une représentation interne d'un problème donné, le réseau grâce à cette représentation, est capable de reproduire la sortie appropriée pour une entrée qui lui est présentée.

Les propriétés des réseaux de neurones ont permis à ces derniers de trouver une large utilisation dans divers domaines d'application tels que, la reconnaissance de formes, le traitement de signal, la robotique, le traitement de l'information, l'optimisation combinatoire, etc...

Rappelons que pour valider l'adaptation d'un problème donné à une solution neuronale, il est nécessaire :

1. que le problème présente certaines caractéristiques parmi les suivantes :
  - a. Les règles qui permettraient de résoudre le problème sont inconnues ou très difficiles à expliquer ou à formaliser. Cependant, nous disposons d'un ensemble d'exemples qui correspondent à des entrées du problème et aux solutions qui leur sont données par des experts,
  - b. Le problème fait intervenir des données bruitées,
  - c. Le problème peut évoluer,
  - d. Le problème nécessite une grande rapidité de traitement,
  - e. Il n'existe pas de solutions technologiques courantes.

2. de pouvoir disposer d'un nombre suffisant de données pour assurer à la fois l'apprentissage et la vérification des performances du réseau,

3. d'étudier la nature des données qui peuvent nécessiter un prétraitement.

Toutefois, l'expertise, à la fois dans le domaine d'application et dans les réseaux de neurones, est nécessaire pour la réussite de la modélisation connexionniste et de sa mise en oeuvre. Ainsi, l'application des réseaux de neurones au domaine de la recherche documentaire se justifie par les points suivants :

1. le parallélisme devient une nécessité pour améliorer le temps de réponse dans les bases de données volumineuses,

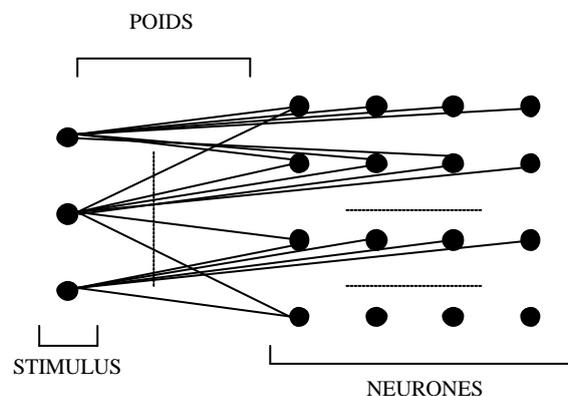
2. grâce aux mécanismes d'activation/propagation, le système offre des moyens pour reformuler les requêtes des utilisateurs et de répondre aux requêtes incomplètes ou mal formulées grâce à la capacité de généralisation

3. avec la capacité d'adaptation, le système modifie sa structure interne afin de satisfaire les désirs de chaque utilisateur.

### 3- Cartes auto-organisatrices de Kohonen : Algorithme SOM (Self Organizing Map)

Les réseaux de neurones à auto-organisation, et en particulier les cartes auto-organisatrices de Kohonen sont des réseaux à apprentissage non supervisé qui constituent une classe importante des réseaux de neurones, Ils ont reçu une importance particulière depuis les travaux de Von der Malsburg [VON 73] et Kohonen [KOH 88, 97].

Ces réseaux sont composés d'une grille de neurones (ou nœuds, ou unités) auxquels seront présentés des stimuli. Un stimulus est un vecteur, de dimension  $d$ , qui décrit un objet à classer. Ce vecteur peut aussi bien être une description des caractéristiques physiques des objets stimuli qui fait référence à des caractéristiques telle que la présence ou l'absence d'un mot-clé dans un document. Chaque unité de la grille est reliée au vecteur d'entrée (stimulus) par l'intermédiaire de  $d$  synapses de poids  $w$  (Fig.3). En fait, à chaque unité est associé un vecteur de dimension  $d$  qui contient les poids  $w$ .



*Fig.3. Schéma d'une carte de Kohonen connectée à un stimulus. Les connexions sont complètes*

### 3.1- Algorithme d'apprentissage d'une carte de Kohonen

En premier lieu, la grille doit être initialisée de manière aléatoire.

Un cycle d'apprentissage est constitué des étapes suivantes :

- 1) Présenter un vecteur d'entrée associé à un stimulus à la grille.
- 2) Trouver le nœud gagnant (ou *winner*). C'est l'unité dont le vecteur associé est le plus similaire au vecteur d'entrée.  
 $\| \text{entrée} - \text{neurone}_{winner} \| = \text{Min}_i \| \text{entrée} - \text{neurone}_i \|$
- 3) Modifier les poids  $W_i$  du nœud gagnant, ainsi que ceux de son entourage, de manière à ce que les vecteurs associés (les vecteurs de poids) «se rapprochent d'avantage» du vecteur d'entrée présenté à la grille. La règle de modification est la suivante :

$$w_i(t+1) = w_i(t) + h(r,t)(p_i - w_i(t)) \quad \text{si } i? \text{ voisinage}$$
$$w_i(t+1) = w_i(t) \quad \text{si } i? \text{ voisinage}$$

Avec  $h(r,t) = ?(t).v(t)$  ( $?(t)$  : Le taux d'apprentissage.  $v(t)$  : la fonction de voisinage)

- 4) Faire décroître la taille de la zone de voisinage des nœuds gagnants (la zone qui contient les neurones subissant la transformation).
- 5) Faire décroître le coefficient d'apprentissage,  $?(t)$ , qui contrôle l'importance des modifications appliquées aux vecteurs de poids.
- 6) Arrêter l'apprentissage si le coefficient d'apprentissage est nul, sinon, présenter un autre stimulus à la grille.

La modification des vecteurs associés aux unités se fait de manière différente selon la position des nœuds par rapport à l'unité gagnante. Le nœud gagnant sera celui dont le vecteur subira le plus de modifications, tandis que les unités plus éloignées seront moins affectées. La fonction de voisinage  $v(r)$  va être maximale pour  $r=0$  et décroître quand  $r$  croît (quand on s'éloigne du nœud gagnant). Une fonction couramment employée est la courbe gaussienne.

## 4- Utilisation des cartes SOM dans la recherche documentaire

Les cartes de Kohonen permettent le classement d'objets sur lesquels aucune information relative à leur classification n'est disponible à priori. Une fois le réseau organisé (une fois l'apprentissage effectué), chaque objet est classé dans une zone qui correspond à son « gagnant ».

L'utilisation des cartes de Kohonen dans la recherche documentaire consiste à présenter l'ensemble des documents à la carte pour les classer. Ensuite représenter le classement sous forme graphique compréhensible à l'être humain et qui permettra à l'utilisateur de naviguer dans le fonds documentaire pour rechercher l'information désirée.

Pour cela les étapes suivantes sont nécessaires :

### a- La sélection des mots-clés

La prise en compte de tous les mots-clés qui apparaissent dans la base est impossible, à cause de leur nombre important, ce qui alourdit énormément le calcul, et donne un temps d'exécution inacceptable. Pour contourner ce problème, seuls les mots clés les plus fréquents sont pris en compte.

A la fin de l'opération d'extraction des mots-clés nous obtenons un tableau de mots-clés avec leur occurrence dans la base (le nombre d'apparition). A partir de ce tableau et pour chaque nombre d'occurrence  $n$ , nous calculons les statistiques suivantes :

- Le nombre de mots-clés qui ont un nombre d'occurrence supérieur ou égale à  $n$ .
- Le pourcentage, des documents qui contiennent ces mots-clés, donné par la formule :

$\frac{? \text{ occurrence}(\text{mots ? clés})}{? \text{ occurrence}}$

*mots? clés(n)*

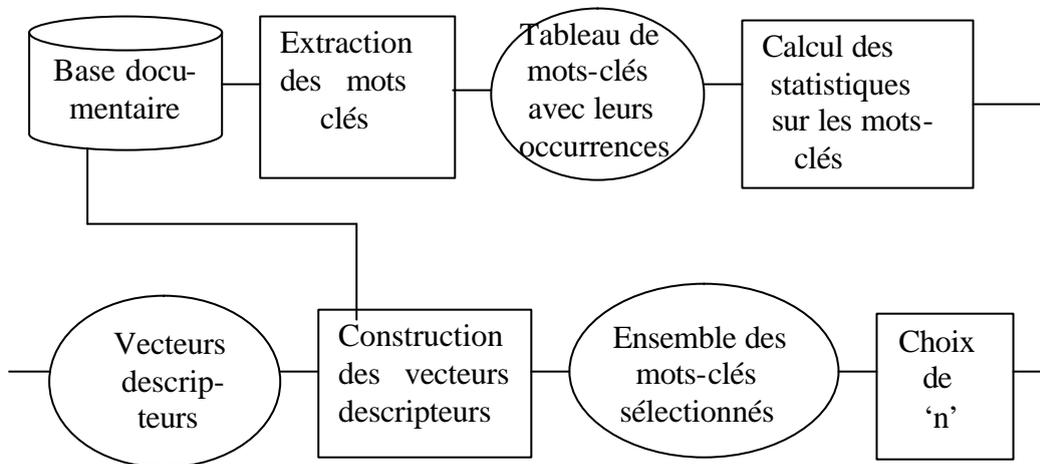
tel que mots-clés(n) est un mot-clé avec une occurrence supérieure ou égale à n.

Le nombre d'occurrence n est choisi par l'utilisateur ce qui détermine le nombre de mots-clés pris en compte.

### b- La construction des descripteurs de documents

Le nombre de mots-clés pris en compte détermine la taille du vecteur descripteur de document. Les composantes de ce vecteur sont des éléments binaires (0 ou 1), et qui représentent l'absence ou la présence du mot-clé correspondant dans le document.

En résumé nous avons le schéma suivant :



*Fig.4. Construction des descripteurs documents*

#### 4.1- Les cartes à deux niveaux

L'utilisation d'un second niveau de cartes permet une classification précise sans allonger la durée de l'apprentissage du réseau [POI 97]. Pour cela nous attachons à chaque nœud « surpeuplé » de la carte principale un second réseau dit secondaire

Chaque réseau secondaire subit alors un apprentissage avec les seuls documents classés sur le nœud d'origine du réseau principal. Ainsi on simule une carte possédant un grand nombre d'unités en réduisant le temps de calcul, puisque l'apprentissage des réseaux secondaires ne se fait pas avec la totalité des documents.

#### 4.2- La pondération des mots-clés

L'utilisation des cartes secondaires dans la classification bibliographique a rapidement mis en évidence la nécessité de changer notre mode de représentation des caractéristiques des documents [POI 97]. En effet, l'échantillon des stimuli qui va être présenté à la carte secondaire est le fruit d'un apprentissage antérieur. Il en résulte des stimulus qui sont tous plus ou moins semblables et ne diffèrent que par quelques-uns des mots-clés présents dans l'échantillon. Si on adopte la même philosophie de pondération des mots-clés que pour le réseau principal, pondération binaire, on obtient des cartes secondaires qui donnent une

représentation des documents peu significatifs à cause de la ressemblance des documents classés sur le même nœud. Par conséquent, une autre approche décrite par G.Salton [SAL 91] est adoptée. Pour cela on définit les variables suivantes :

- $n_i$  : le nombre d'occurrence du mot-clé numéro  $i$  dans l'échantillon à classer dans la carte secondaire.
- $N$  : le nombre de documents à classer dans la carte secondaire.

Le poids  $W_i$  du mot-clé numéro  $i$  est donné par :  $W_i = \ln(N/n_i)$ .

Les vecteurs d'entrées sont ensuite normés pour éviter de pénaliser les stimuli associés à peu de mots-clés. De cette manière, les mots-clés les plus rares se voient conférer la plus grande importance. Tandis que les plus fréquents ont un poids très faible, allant jusqu'à devenir nul, si le mot-clé est présent dans tous les documents.

### 3- Les cartes de densité

A la fin de chaque apprentissage, il est possible de connaître le nombre de documents classés sur chaque nœud. On dispose alors d'un tableau de nombres que nous transformons en image, qui représente une densité de points, où les zones qui contiennent un nombre élevé de points correspondent à un nombre élevé de documents. Le tableau est transformé en une image de 300\*300 pixels pour la carte principale est de 180\*180 pixels pour les cartes secondaires (agrandissement de 30 fois).

Il est impossible de faire figurer sur la carte des indications concernant chaque nœud sans rendre le tout illisible. Il convient donc de choisir les inscriptions qui vont figurer sur la carte en sélectionnant, soit les thèmes à inscrire, soit les zones de la carte devant être indexées. La manière dont on à procéder est la suivante :

- ? Déterminer les vingt nœuds surpeuplés.
- ? Inscrire le mot-clé qui a le plus grand poids.

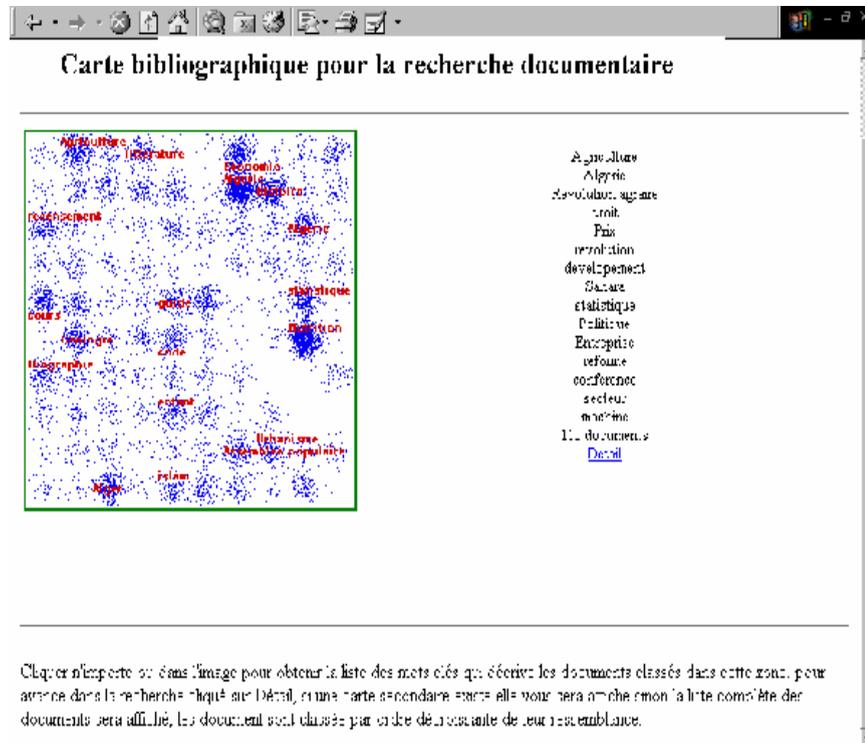
### 4- Résultats et évaluation

Nous avons appliqué l'algorithme SOM sur une base documentaire sous le format UNIMARC contenant 7328 documents. Le nombre de mots-clés pris en compte est de 505 mots-clés.

Au début de sa recherche, l'utilisateur se trouve face à la carte bibliographique principale, carte de densité correspondant à la carte de Kohonen principale. Aidé par les informations inscrites sur l'image qui lui est présentée, il peut alors sélectionner un nœud du réseau. Ceci fait, les mots-clés les plus fréquemment rencontrés dans les documents classés sur ce nœud apparaissent à côté de la carte, ainsi que le nombre de ces documents (Voir Fig.5.) à ce moment, deux options sont possible :

- Les mots-clés apparus ne conviennent pas à l'utilisateur : un autre nœud de la carte principale peut être examiné ;

- Les mots-clés conviennent à l'utilisateur : celui-ci peut, en cliquant sur l'ancre Détail, accéder à la carte secondaire (Voir Fig.6.) correspondant au nœud choisi dans le cas où c'est un nœud « surpeuplé », sinon, la liste des documents lui est directement accessible.

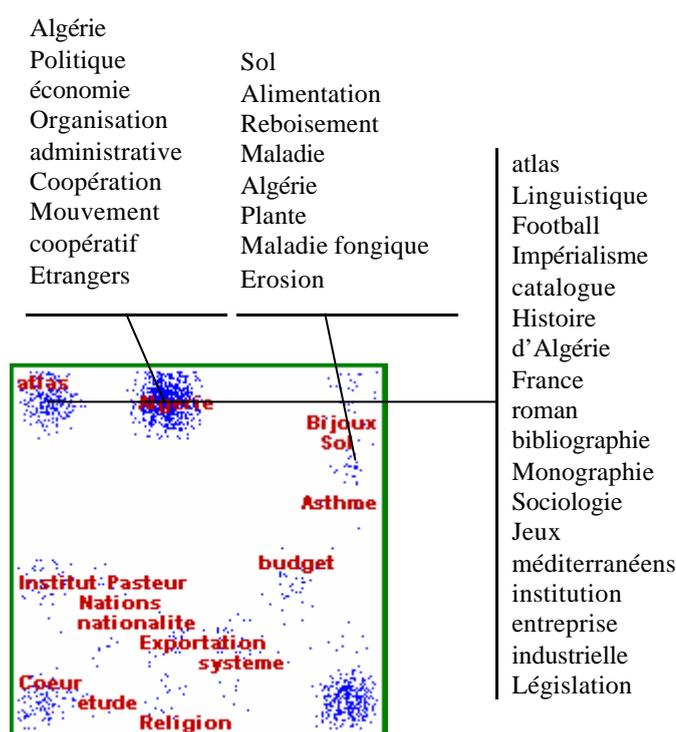


**Fig.5.** interface de consultation de la base bibliographique

Dans la Fig.5. on trouve la carte de densité, la liste des mots clés correspondant à la zone sélectionnée, ainsi que l'ancre qui permet soit d'obtenir la liste complète des documents, soit d'accéder à une carte secondaire détaillée.

Les cartes secondaires se présentent sous la même forme que la carte primaire. Une fois un nœud sélectionné, la liste des mots-clés caractéristiques apparaît et deux choix sont encore possibles :

- ? Examiner un autre nœud secondaire ;
- ? Accéder à la liste des documents classés sur le nœud secondaire



*Fig.6. détail d'une carte secondaire. Les mots-clés relatifs à quelques nœuds voisins sont indiqués.*

☞ L'utilisation des cartes est plus adaptée aux bases qui traitent le même domaine. En effet, la base que nous avons utilisé traite des domaines très divers, par conséquent, dans le résultat que nous avons obtenu nous remarquons que les documents qui ont des descripteurs nuls ou des descripteurs avec un seul un dans leur descripteur sont classés dans un même nœud (environ 3328, 45% des documents).

## 5-Conclusion

Dans ce travail, les cartes auto-organisatrices de Kohonen ont été utilisées pour concevoir un système de classification automatique et de consultation adapté aux données textuelles. Elles ont permis de produire des cartes de densité, qui forment les fondements du système de navigation à travers la base de données documentaire. Les recherches s'effectuent grâce à une carte globale qui présente les thèmes généraux qui se précisent s'il y a lieu sur des cartes secondaires donnant l'accès aux documents. L'utilisation de deux niveaux de cartes de Kohonen apporte un gain de temps considérable par rapport à une carte unique de dimension équivalente.

Ceci dit, d'autres développements sont à venir. Parmi eux, citons :

L'utilisation d'un thesaurus pour affiner l'aspect sémantique dans l'opération de sélection des mots-clés. Permettre une recherche directe par mots-clés, c.-à-d. offrir à l'utilisateur la possibilité de décrire à l'aide d'expressions ou de mots-clés le sujet du document recherché, et la carte bibliographique indiquerait alors les nœuds susceptibles de contenir les documents proches de la requête. Et enfin, l'adaptation du système à une base documentaire beaucoup plus importante.

## Bibliographie

- [BGH 92] : M. Boughanem, Thèse de doctorat de l'université P. Sabatier, France 1992.  
Un modèle connexionniste pour la recherche d'information.
- [CHM 90]: J. Chaumier, M. Dejean, L'indexation documentaire, de l'analyse conceptuelle humaine à l'analyse automatique morpho-syntaxique, Documentaliste Vol. 27, N° 6 Nov. Dec. 1990.
- [CHV92] : J.P.Chevalet, Un modèle logique de recherche d'information appliqué au formalisme de graphes conceptuels, Thèse de doctorat, J. Fourier Grenoble I 1992.
- [COR 91]: M. Mc Cord Nelson, W.T. Illingworth A practical guide to neural nets, Addison-Wesley Publishing company 1991.
- [DAV 93] : E. Davalo, P. Naïm, Des Réseaux de neurones, Edition Eyrolles 1993.
- [DWZ 83] : A.Deweze, L'accès en ligne aux bases documentaire, Collection MASSON 1983.
- [FAR 90]: J. A. Farrel, A. N. Michel Associative memory via artificial neural networks IEEE control system magazine 1990.
- [FRE 92]: J. A. Freeman, D. Skapma, Neural Networks, Algorithms, and programming technique, Addison-Wesley publishing company 1992
- [GCH 89] : C.Guinchat, Y.Skouse, Guide pratique des techniques documentaire, Vol 1, 2, EDICEF 1989.
- [HEB 49]: D. O. Hebb The organization of behavior J. Wiley & Sons NY, 1949
- [HER 94] : J Herault, C Jutten, réseaux neurones et traitement de signal, Edition HERMES 1994.
- [JMN 89] : C. L. Jimenez Guaim, Opération d'accès par le contenu à une base de document textuelle, Thèse de doctorat INPG 1989.
- [KOH 88]: T. Kohonen, Self-Organized Formation of topologically correct features maps, Biological Cybernetics 1988.
- [KOH 97]: T. Kohonen, Self-Organising Maps, Edition Springer, second édition 1997.
- [LEL 98]: C. Leloup, Moteur d'indexation et de recherche, Edition Eyrolles, 1998.
- [LIN 91]: Xia lin, D Soergel et G Marchionini, A self-organising semantic map for information retrieval, Int AMC/SIGIR Conference on R&D information retrieval, pp 262-269, 1991

- [MAR 92]: P. Martin Réseaux de neurones artificiels Application à la reconnaissance optique de partitions musicales Thèse de doctorat université de J. F. Grenoble I 1992.
- [POI 97]: P.Poincot, Création d'une carte bibliographique à l'aide des cartes auto-organisatrice de Kohonen, congrès INFOSID'97, Toulouse, 10-13 Juin 1997, pp 625-641.
- [RED 95]: G. N. Reddy, Artificial neural networks Theory, Computer simulation programs and Applications Dept. of Electrical Engineering Lamar University Beaumont, Texas, USA Nov. 1995
- [ROS 92]: R. G. Rosaudich, Intelligent visual inspection using artificial neural networks, Chapman & HALL 1992.
- [SAL 91]: G.Salton, Developments in automatic text retrieval, SCIENCE, Vol. 253, P 974, 1991.
- [SAM 91]: H. Samelides, P. Bouret, J. Reggia, Réseaux neuronaux. Une approche connexionniste de l'intelligence artificielle. édition TEKNEA 1991.
- [THI 97]: P. Thiran, Dynamics and self-organization of locally coupled neural network, Presse polytechniques et universitaires Romands 1997.
- [VON 73]: Vonder Malsburg, Self-organization of orientation sensitive cells in the striate cortex, Cybernetics 1973.
- [WEN 93]: D.Wenzek Construction de réseaux de neurones Thèse de doctorat INPG 1993.
- [YAG 94]: R. R. Yager and L. A. Zadek, Fuzzy sets, Neural Networks and Soft computing, VNR 1994.