



**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR**

**ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE**

**UNIVERSITE DU LARBI BEN MHIDI D'OUM EL BOUAGHI**

**Faculté des Sciences Exactes et Science de la Nature et de la Vie**

**Département de Mathématique et d'Informatique**

*Rapport de fin d'étude pour obtenir diplôme de Master en informatique*

**Spécialité : Vision Artificielle**

## **Thème**

# ***Analyse de mouvement dans des séquences périodiques Application à L'IRMf***

**Présenté par :**

**SALHI Abdelhamid**

**GHOUAR Mohamed**

**Dirigé par :**

**Mr BERKANE . M**

Année universitaire : 2020-2021

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

## **Remerciement**

*Je rends mes profondes gratitudees à mon dieu qui m'aide à réaliser ce modeste travail.*

*Je remercie mon encadreur, MrBERKANE pour son encadrement, sa compréhension et sa gentillesse durant tout le temps de ma mémoire*

*À tous mes enseignants sans exception.*

## Résumé :

Afin d'étudier et d'analyser le mouvement dans des séquences d'images, de nombreuses méthodes ont été adoptées. Ces méthodes se basent sur différents outils formels comme les réseaux de neurones. Ces réseaux sont utilisés principalement pour bénéficier de leur puissance d'apprentissage et de leur capacité de généralisation. Parmi les approches existantes, on peut citer l'approche de séquence résumé développée par Mr Berkane. Cette approche est basée sur les cartes auto-organisatrices de Kohonen, elle concerne l'analyse des séquences d'images périodique afin d'en tirer un seul cycle représentatif appelée « cycle résumée ». Nous avons opté d'appliquer cette approche sur les séquences d'IRM fonctionnelle. Après avoir récolté les résultats nécessaires, nous les avons comparés avec le cycle moyen de la même séquence périodique. La comparaison faite nous a permis d'évaluer notre approche et confirmer les bons résultats de cette approche.

## ملخص

من أجل دراسة وتحليل الحركة في تسلسل الصور، تم اعتماد العديد من الطرق. تعتمد هذه الأساليب على أدوات رسمية مختلفة مثل الشبكات العصبية. تستخدم هذه الشبكات بشكل أساسي للاستفادة من قوتها التعليمية وقدرتها على التعميم. من بين الأساليب الحالية، يمكننا الاستشهاد بنهج تسلسل الملخص الذي طوره السيد بركان. يعتمد هذا النهج على شبكات Kohonen ذاتية التنظيم، ويتعلق بتحليل تسلسلات الصور الدورية من أجل اشتقاق دورة تمثيلية واحدة تسمى "دورة موجزة". اخترنا تطبيق هذا النهج على تسلسل التصوير بالرنين المغناطيسي الوظيفي. بعد جمع النتائج الضرورية، قمنا بمقارنتها مع متوسط الدورة لنفس التسلسل الدوري. سمحت لنا المقارنة التي تم إجراؤها بتقييم نهجنا وتأكيد النتائج الجيدة لهذا النهج.

# Tables des matières

<b>Introduction générale</b>	<b>01</b>
<b>Chapitre 1 : Résumé de séquences périodiques</b>	<b>02</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>1. Introduction <b>03</b></li> <li>2. Le signal <b>03</b></li> <li>3. Séquence d'images <b>04</b></li> <li>4. Les réseaux de neurones <b>05</b></li> <li>5. L'IRM fonctionnelle <b>10</b></li> <li>6. Résumé de séquences d'images périodiques <b>11</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>6.1. Description <b>11</b></li> <li>6.2. Architecture du réseau <b>12</b></li> <li>6.3. Principe de la méthode <b>13</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>6.3.1. Phase d'initialisation <b>15</b></li> <li>6.3.2. Phase d'apprentissage <b>16</b></li> </ul> </li> </ul> </li> <li>7. Conclusion <b>17</b></li> </ul>	
<b>Chapitre 2 : Implémentation</b>	<b>27</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>1. Introduction <b>17</b></li> <li>2. Environnement de travail <b>17</b></li> <li>3. Présentation de l'application <b>22</b></li> <li>4. Test et évaluation <b>23</b></li> <li>5. Etude comparative <b>24</b></li> <li>6. Conclusion <b>26</b></li> </ul>	
<b>Conclusion générale</b>	<b>27</b>

## Introduction générale

La vision biologique des mammifère et principalement humaine dépend d'un système de réseau neuronal complexe, composé de nombreux cortex spécialisés allant de la rétine à diverses aires visuelles spécialisées. Par analogie, la vision par ordinateur cherche à construire un modèle formel ou informatique qui peut avoir des propriétés similaires à la vision humaine dans la mémorisation et le raisonnement. Le problème de la vision par ordinateur correspond souvent à un sous-ensemble du système de vision humain comme la reconnaissance de formes ou l'analyse de mouvement, on note l'émergence de nombreux travaux visant à développer des systèmes en simulant partiellement le travail d'un réseau de neurones biologiques. Cette direction dépend du développement des concepts théoriques d'une part et du développement matériel d'autre part.

La vision par ordinateur vise à analyser une scène constituée d'un arrière-plan et d'un ensemble d'objets de nature rigide ou non rigide, de formes simple ou complexe et peuvent être statiques ou dynamiques. Dans ce travail, nous nous intéressons principalement à l'analyse de séquences d'images composées de plusieurs cycles dites « séquences périodiques ». Ces séquences sont composé d'image IRMf afin d'améliorer les zones d'activation au niveau du cerveau humain.

L'approche que nous avons choisi a été développée par Mr Berkane et s'intéresse à déduire un cycle résumé représentatif de l'ensemble des cycles de la séquences. Cette approche est basée sur les réseaux de neurones.

# ***Chapitre 1***

## ***Résumé***

### ***des séquences périodiques***

## 1. Introduction

Un phénomène périodique est un phénomène qui se reproduit, identique à lui-même, à intervalles de temps égaux. Même si une activité physique peut modifier leur rythme, les battements du cœur représentent un bel exemple de phénomène périodique. On appelle période d'un phénomène périodique, la plus petite durée qui sépare deux reproductions à l'identique du phénomène. Nous citons aussi la période de révolution de la lune autour de la terre est d'environ 29 jours. De manière générale, beaucoup de phénomènes astronomiques s'avèrent être périodiques.

## 2. Le signal

### 2.1. Notion de signal périodique :

Un signal est périodique lorsqu'on y observe un motif qui se répète à l'identique, à intervalles de temps réguliers. Mathématiquement, on dit qu'une fonction  $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  est périodique de période  $T > 0$  lorsque la relation  $f(t+T) = f(t)$  est satisfaite pour tout  $t \in \mathbb{R}$ .

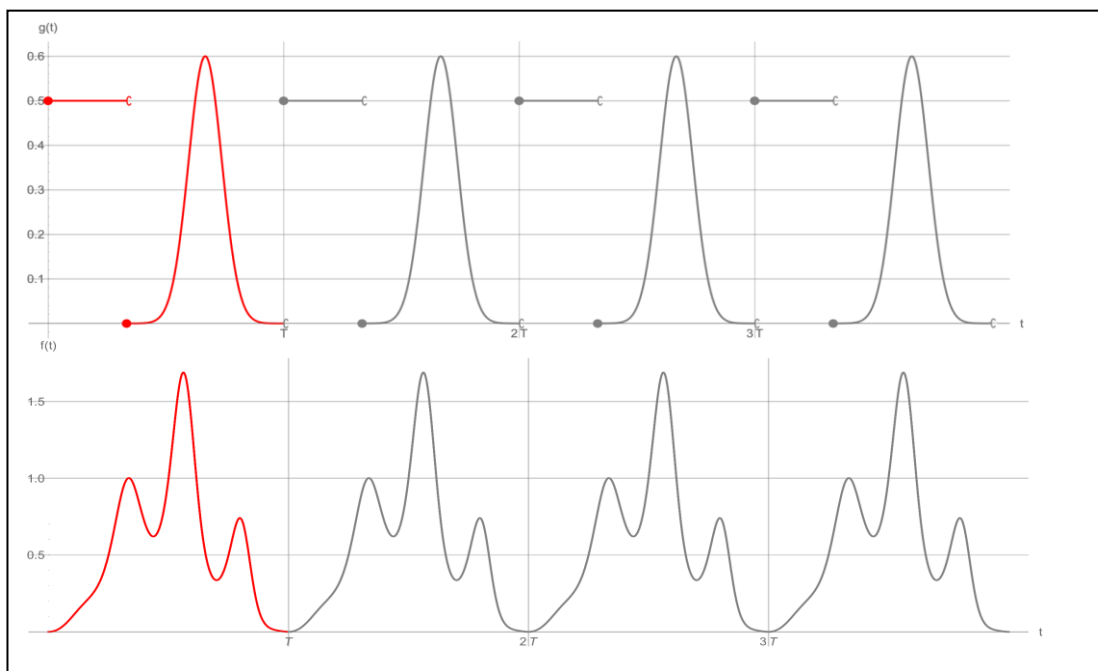


Figure 1.1 : format d'un signal périodique 1



## 2.2. Motif fondamental d'un signal périodique :

Le graphe d'une fonction périodique est invariant par la translation horizontale de vecteur  $T\mathbf{i} \rightarrow$  où  $\mathbf{i} \rightarrow$  désigne le vecteur unité porté par l'axe des temps (en abscisse). La portion du graphe correspondant à  $t \in [0, T]$  s'appelle le motif fondamental. Ce motif est répété à l'identique sur chaque intervalle de la forme  $[kT, (k+1)T]$  avec  $k \in \mathbb{Z}$ . Par exemple, la fonction de la figure précédente est périodique et son motif fondamental est dessiné en rouge.

Une fonction périodique de période  $T$  possède d'autres périodes :  $2T, 3T, \dots$ . En général, parmi toutes les périodes possibles, on choisit la plus petite, mais ce n'est pas obligatoire.

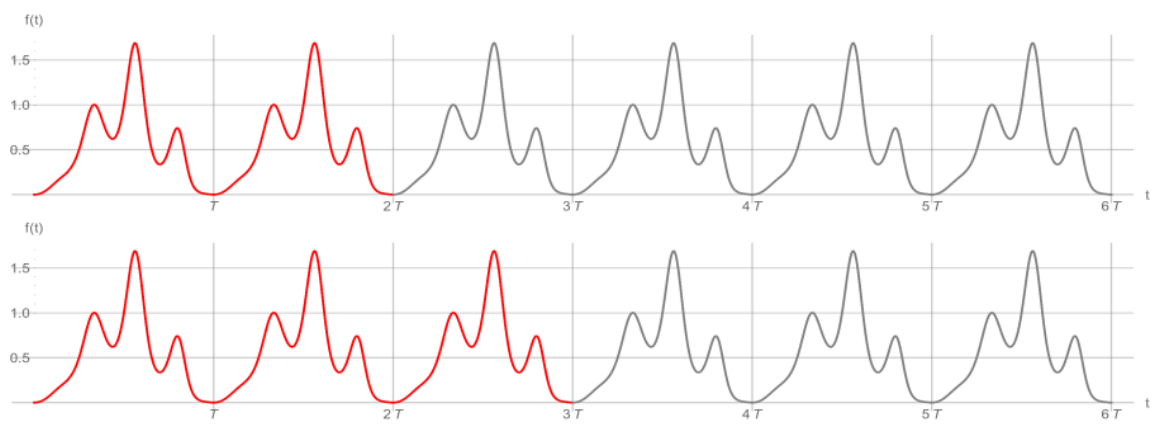


Figure 1.2 : format d'un signal périodique 2

## 3. Séquences d'images

Une image est définie comme étant la reproduction exacte ou la reproduction analogique d'une scène réelle. Visuellement, c'est une représentation matricielle. Elle contient en point, l'intensité lumineuse perçue par une caméra ou autre capteur (scanner, appareil photo, satellite...etc.) . Une image numérique est une matrice de  $M \times N$  de valeurs entières sur un intervalle borné  $[0, N_g]$  où  $N_g$  est la valeur maximale du niveau de gris  $[01]$ . Représentation la matrice  $(M, N)$ .

L'imagerie médicale est certainement l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces vingt dernières années. Ces récentes découvertes permettent non seulement un meilleur diagnostic, mais offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses maladies. Cancer, épilepsie... l'identification précise de la lésion facilite déjà le recours à la chirurgie, seule solution thérapeutique pour certains malades. De telles

techniques permettent également de mieux comprendre le fonctionnement de certains organes encore mystérieux, comme le cerveau. Dans ce contexte nous pouvons observer plusieurs séquences acquises ayant la caractéristique de périodicité comme le mouvement du cœur ou bien dans le cas de la reconstruction des images IRM et aussi dans le domaine de l'IRM fonctionnelle.

Dans ce sens nous nous sommes intéressé à l'approche développée par Mr Berkane [BERKANE.3] concerne l'étude d'événements périodiques tels que ceux qui peuvent être observés en biomédecine. Actuellement, les processus biologiques présentant un comportement périodique peuvent être observés grâce à l'enregistrement continu de signaux ou d'images. Pour diverses raisons, la durée du cycle peut légèrement varier dans le temps. Pour une analyse plus approfondie, il est important de pouvoir extraire des informations significatives de la masse de données acquises. Ce travail présente une nouvelle méthode basée sur un réseau de neurones pour l'extraction d'un cycle résumé à partir d'enregistrements de cycles longs et massifs. Son concept est simple et il pourrait être naturellement implémenté sur une architecture matérielle pour accélérer le processus. La méthode proposée est démontrée sur des séquences d'images synthétiques du cœur battant, et exploitée comme a priori dans une nouvelle approche pour la reconstruction rapide de séquences d'images par résonance magnétique. Nous allons dans ce travail exploiter cette approche dans le domaine de l'IRMf.

Vue de cette approche est basée sur les réseaux de neurones, nous avons opté pour une description brève sur cette outil formel.

## **4. Les réseaux de neurones**

### **4.1. Description**

L'histoire des réseaux de neurones artificiels remonte aux années 1950 et aux efforts de psychologues comme **Franck Rosenblatt** pour comprendre le cerveau humain. Initialement, ils ont été conçus dans le but de modéliser mathématiquement le traitement de l'information effectué par les réseaux de neurones biologiques qui se trouvent dans les différents cortex des mammifères. Autrement dit, les réseaux de neurones ne sont rien d'autre qu'une façon de construire des modèles paramétriques, c'est-à-dire pour lesquels la fonction de décision est explicite. Contrairement à d'autres algorithmes paramétriques comme la régression linéaire, ils permettent de construire facilement des modèles très complexes et non linéaires

Il existe différents types de réseaux de neurones artificiels ayant différentes possibilités de traitement de l'information. Ils permettent aux ordinateurs de résoudre des problèmes de façon autonome et renforcent leurs capacités d'une manière générale. Au sein d'un réseau de neurones artificiels, le traitement de l'information suit toujours la même séquence : les informations sont transmises sous la forme de signaux aux neurones de la couche d'entrée, où elles sont traitées. À chaque neurone est attribué un poids particulier. Associé à la fonction dite de transfert, le poids permet de déterminer quelles informations peuvent entrer dans le système. À l'étape suivante, une fonction dite d'activation associée à une valeur seuil calculent et pondèrent la valeur de sortie du neurone. En fonction de cette valeur, un nombre plus ou moins grand de neurones sont connectés et activés.

## **4.2. Méthodes d'apprentissage**

Le concept d'apprentissage a pour but d'éliminer le besoin en intervention humaine. Le système apprend alors de sa propre expérience ; il s'améliore à chaque fois qu'une donnée lui est soumise. Théoriquement, on obtient un algorithme capable d'identifier sans erreur le contenu d'une photographie, qu'elle soit en couleurs ou en noir et blanc, quelle que soit la position du sujet ou l'angle sous lequel il est représenté. On peut distinguer ici deux procédures de base l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé.

### **a. Apprentissage supervisé**

Dans le cadre de l'apprentissage supervisé, un résultat concret est défini pour chacune des différentes entrées. Par exemple, si on présente au système une photographie de chats afin qu'il la reconnaisse, il faut contrôler le fonctionnement du système et donner un retour d'information pour déterminer si l'image est correctement reconnue ou non. Cette méthode permet de modifier les pondérations au sein du réseau de neurones artificiels et d'optimiser l'algorithme.

### **b. Apprentissage non supervisé**

Dans le cas d'un apprentissage non supervisé, le résultat de la tâche considérée n'est pas prédéterminé. C'est le système lui-même qui tire les conséquences à partir des seules informations saisies, en s'appuyant sur la règle d'apprentissage de Hebb ou la théorie de la résonance adaptative.

### **4.3. Domaines d'application**

Les réseaux de neurones artificiels sont un outil puissant dans les cas où l'on est confronté à une grande quantité de données sans savoir au préalable vers quoi doit s'orienter la solution. On les utilise dans le domaine de la reconnaissance de formes tel que l'écriture, l'image et la voix, il est également utilisé pour procéder à tout type de prévisions ou de simulations comme les prévisions météorologiques, les diagnostics médicaux ou les marchés boursiers. Dans l'industrie, on fait parfois appel à des réseaux de neurones artificiels dans le cadre de technologies de contrôle de l'activité, pour détecter d'éventuels écarts par rapport à des valeurs déterminées et prendre automatiquement des contre-mesures nécessaires, ou pour fixer de façon indépendante des valeurs cibles en tenant compte de l'évaluation des données effectuée par les réseaux.

### **4.4. Modèles de réseaux de neurones**

Dans ce paragraphe nous présentons les réseaux de neurones les plus répandus dans la littérature et les plus utilisés dans les différents domaines à savoir le perceptron, les réseaux de Hopfield, les réseaux de neurones cellulaires et les cartes de Kohonen.

#### **a. Le perceptron**

Le Perceptron de Rosenblatt [Rosenblatt, 58] est historiquement le premier réseau de neurones formel. C'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il est calqué, à la base, sur le système visuel et de ce fait a été conçu initialement pour la reconnaissance de formes qui désigne un ensemble de techniques et méthodes visant à identifier des motifs à partir de données brutes pour prendre une décision dépendant de la catégorie attribuée à ce motif. Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables. Il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur.

Le perceptron multicouche (Figure 1.3), représente une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre la couche d'entrée et celle de sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et ceux de la couche suivante (à l'exception des couches d'entrée et de sortie). Il n'existe aucune connexion entre les neurones de la 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.

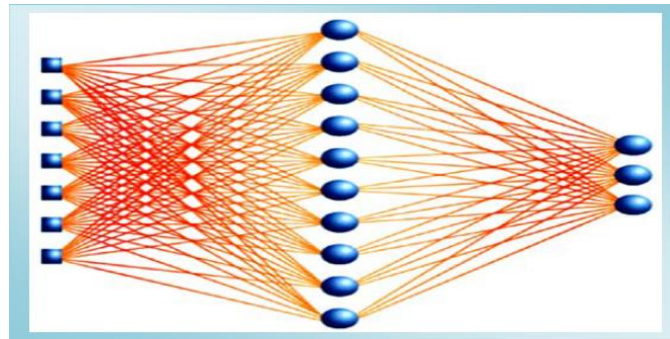


Figure 1.3: Le perceptron multi-couches

### **b. Réseau de Hopfield:**

Le réseau de Hopfield est un réseau récurrent et entièrement interconnecté. Dans ce type de réseau, chaque neurone est relié à chaque autre neurone. Il n'y a aucune différenciation entre les neurones de la couche d'entrée et ceux de la couche de sortie. Ces réseaux 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.

### **c. Les cartes de Kohonen**

Après observation du fonctionnement du cerveau des chats, Kohonen a constaté la présence d'une aire spécialisée dans le traitement des signaux acoustiques, et surtout que cette aire spécifique était constituée de neurones ordonnés suivant les fréquences acoustiques auxquelles ils sont sensibles. Ainsi, les neurones activés par les hautes fréquences sont localisés à l'opposé des neurones sensibles aux basses fréquences. La carte d'activation correspondante est le point de départ de la théorie sur les cartes auto-organisatrices de Kohonen proposée en 1984 (figure 1.4).

- Théorie de Kohonen:

On comprendra par auto-organisation, un procédé capable, bien que non supervisé, de trouver la solution à un problème d'optimisation au sens d'un certain critère. Sur cette base, Kohonen a proposé un réseau de neurones formel connu sous le nom de 'cartes auto-organisatrices de Kohonen' (ou Self Organizing Maps en anglais, SOM). Le but d'une carte auto-organisatrice (CAO) est de représenter un ensemble de données où chaque neurone se spécialise pour représenter un sous-ensemble bien particulier des données selon les points communs qui les rassemblent. Suite à l'analyse de ces réponses, nous pouvons déduire un lien entre chaque stimulus et un neurone de la carte.

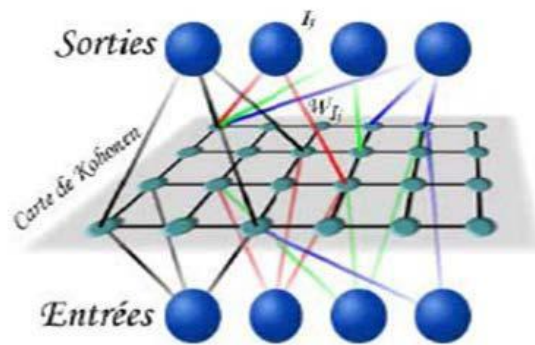


Figure 1.4: Carte de Kohonen à deux dimensions

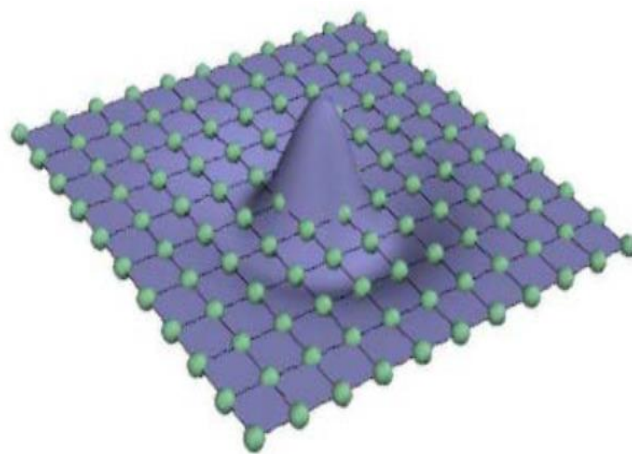


Figure 1.5: Sélection du neurone vainqueur

- L'apprentissage compétitif

L'apprentissage compétitif, consiste à créer une compétition ou une concurrence entre les différents neurones de la carte à chaque présentation d'un stimulus afin de déterminer lequel, parmi tous les neurones, sera le plus actif à un instant donnée. On distingue deux types d'algorithmes WTA et WTM. Pour le cas de WTA, cet algorithme consiste à modifier uniquement le vecteur des poids du neurone vainqueur. Le neurone vainqueur présente des poids fortement corrélés au stimulus présenté en entrée. Les valeurs de son vecteur poids sont alors adaptées en prenant en compte la valeur du stimulus, sans modifier les poids des neurones voisins. Pour l'algorithme WTM, une fois le neurone vainqueur choisi parmi les neurones de la carte, le vecteur des poids de ce neurone mais aussi des neurones voisins est modifié. Le voisinage est défini par l'ordre. L'ordre 1 considère les voisins immédiats du neurone courant dans la carte. On peut définir également un voisinage d'ordre 2, ou plus élevé.

## **5. L'IRM fonctionnelle [JAUZEIN.9] :**

L'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf) est une application de l'imagerie par résonance magnétique permettant de visualiser, de manière indirecte, l'activité cérébrale. Il s'agit d'une technique d'imagerie utilisée pour l'étude du fonctionnement du cerveau. Elle consiste à enregistrer des variations hémodynamiques (variation des propriétés du flux sanguin) cérébrales locales minimes, lorsque ces zones sont stimulées. La localisation des zones cérébrales activées est basée sur l'effet BOLD (Blood Oxygen Level Dependant), lié à l'aimantation de l'hémoglobine contenue dans les globules rouges du sang. Cette technique ne présente aucun danger connu pour la santé des sujets.

Dans les zones activées par la tâche, une petite augmentation de la consommation d'oxygène par les neurones est surcompensée par une large augmentation de flux sanguin. Il en résulte une diminution de la concentration de désoxyhémoglobine. Vu les propriétés paramagnétiques de cette dernière, le signal IRM augmente légèrement pendant les périodes d'activation. De façon plus précise, ce sont les différences de susceptibilité magnétique entre les différents milieux (intra- extravasculaires) qui entourent le noyau d'hydrogène (proton) qui jouent un rôle important.

Il s'agit de la capture par une IRM de séquences spécifiques permettant de mettre en évidence le signal BOLD. On obtient ainsi pour chaque voxel une valeur du signal Bold,

l'ensemble des voxels correspondants à ce qui est appelé cartes paramétriques. La comparaison statistique des cartes paramétriques seuillées permet de créer des cartes d'activation. Lorsque ces cartes d'activation sont superposées à une IRM cérébrale standard, on obtient l'image classique d'une IRM fonctionnelle..

Une des caractéristiques de l'IRMf est de générer des images qui sont la représentation d'une différence entre deux états de l'activité cérébrale. Dans les designs expérimentaux, deux états différents sont définis. Pour produire des résultats valides, il faut créer une expérimentation dans laquelle on émet l'hypothèse que deux états cérébraux (avant/après, avec/sans, etc.) sont susceptibles d'être liés à un phénomène cognitif quelconque et on exclut tous les autres facteurs « accidentels » qui pourraient survenir simultanément au phénomène à observer. L'enregistrement du signal demande une coopération du patient, généralement dans le but d'alterner des périodes d'activité cérébrales, par exemple, bouger la main droite avec des périodes de repos. Pendant ce temps sont acquises des images de l'intégralité du cerveau selon un intervalle de temps prédéfini, par exemple, il doit faire un mouvement de la main droite pendant 20 secondes toutes les 50 secondes, ou bien il doit trouver des mots commençant par la lettre désignée par la consigne ; pour cela un signal lui est donné pendant l'acquisition des images soit par un écran soit par un casque audio.

L'IRMf est utilisée en clinique pour déterminer la localisation de régions fonctionnelles chez des patients. Le plus souvent cet examen est demandé dans le cadre d'un bilan pré-chirurgical pour savoir où se trouvent les aires du langage ou de la motricité par rapport à la lésion. Cet examen aide le chirurgien à évaluer les risques de l'opération et à préparer son geste. Chez un patient souffrant de douleurs de désafférentation, l'IRM fonctionnelle permet un repérage préopératoire de l'aire motrice où sera implanté le stimulateur électrique.

## **6. Résumé de séquences d'images périodiques [BERKANE.8]**

### **7.1. Description**

Les systèmes de vision par ordinateur peuvent être utilisés pour analyser le mouvement dans les paysages sur la base d'algorithmes personnalisés potentiellement



complexes. Dans notre travail, nous nous intéressons à la catégorie des phénomènes périodiques et quasi-périodiques. Ces phénomènes sont souvent observés en imagerie biomédicale. Nous nous intéressons à l'activité cérébrale à travers laquelle l'état actif est vu. Ce cas est illustré par l'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle du cerveau lors d'expériences classiques de personnes appelées à répéter périodiquement une procédure mécanique ou mentale. Le but, dans ce cas, est de détecter dans les images IRM acquises les zones d'activation par rapport au stimulus. Ce type d'étude repose sur l'enregistrement en continu d'une séquence alternée de travail et de repos qu'il faut analyser ensemble pour déterminer quelles sont les zones les plus réactives. Les phénomènes observés ne sont pas strictement périodiques, et donc les cycles peuvent être de durées légèrement différentes. L'enregistrement de plusieurs cycles de mesures a deux objectifs : d'une part, d'identifier d'éventuelles différences de comportement général d'un cycle à l'autre, et d'autre part de renforcer la confiance dans la mesure en répétant des expériences qui permettent de s'exprimer. Si l'on veut déduire de la séquence un seul cycle représentatif des cycles, le moyen le plus simple est de faire une moyenne des images présentes en même temps à partir de chaque cycle. Des problèmes surviennent lorsqu'un décalage temporel des images se produit d'un cycle à un autre ou lorsque la période (relative au nombre d'images dans chaque cycle) varie d'un cycle à l'autre. La méthode de Berkane que nous utilisons permet de gérer ces situations et d'inférer un cycle dit « résumé » en utilisant le principe des cartes de Kohonen auto-organisées. Cette méthode est considérée comme quelque peu nouvelle dans le domaine de l'imagerie médicale, car cette méthode a été appliquée au mouvement du cœur et a prouvé son efficacité pour améliorer la qualité des images traitées. Et nous essayerons, à travers cette recherche, d'appliquer **cette** méthode à des images d'IRM fonctionnelle du cerveau humain à travers le mouvement de la main et pendant la période de repos pour connaître la zone responsable de ce mouvement.

## 7.2. Architecture du réseau

Considérons une séquence d'images composée de  $N$  cycles (quasi)périodiques contenant chacun  $T$  images de  $n$  pixels. L'architecture du réseau de neurones proposé consiste en deux couches (Figure 1.6) : une couche d'entrée de  $n$  neurones (un par pixel de l'image d'entrée) dits « neurones-pixel » et une couche auto-organisatrice (CAO) qui est une carte de Kohonen monodimensionnelle constituée de  $T$  neurones (un par image du cycle) appelés « neurones-image » de dimension  $n$ . Chaque neurone possède deux voisins. Le choix

que les neurones 1 et T soient voisins (architecture en anneau) dépend de la séquence périodique à traiter et aussi du choix de l'algorithme d'apprentissage (WTM ou WTA). Chaque neurone-pixel de la couche d'entrée est relié à la composante correspondante du vecteur associé à chaque neurone-image de la carte auto-organisatrice.

### **7.3. Principe de la méthode**

La méthode possède une phase d'initialisation suivie d'une phase d'apprentissage qui conduit, à la convergence appelée un « cycle résumé ». L'approche telle que proposée par Mr BERKANE repose sur deux phases: une phase d'initialisation qui consiste à attribuer au poids de chaque neurone-image de la carte auto-organisatrice (CAO) la valeur du niveau de gris du pixel correspondant aux images du premier cycle. Durant la deuxième phase, après avoir construit l'ensemble d'apprentissage qui regroupe toutes les images de tous les cycles, nous présentons les éléments de cet ensemble de manière itérative au neurone-pixel afin de déduire quel neurone-image de la CAO présente les valeurs les plus proches aux valeurs d'entrée. Pour la mise à jour des poids de ce neurone, dit « neurone gagnant », nous pouvons soit ne modifier que les poids du gagnant sans modifier les poids des neurone-images voisins (algorithme WTA, winner take all), soit modifier les poids du neurone-image gagnant ainsi que les poids des neurone-images voisins (algorithme. Le but de la modification des différents poids est de permettre une convergence vers des valeurs qui représentent de manière appropriée l'image correspondante conformément aux mesures issues de l'acquisition de plusieurs cycles. À la fin du processus, les neurone-images de la carte forment une séquence d'images, appelé « cycle résumé » (Figure 3.1).

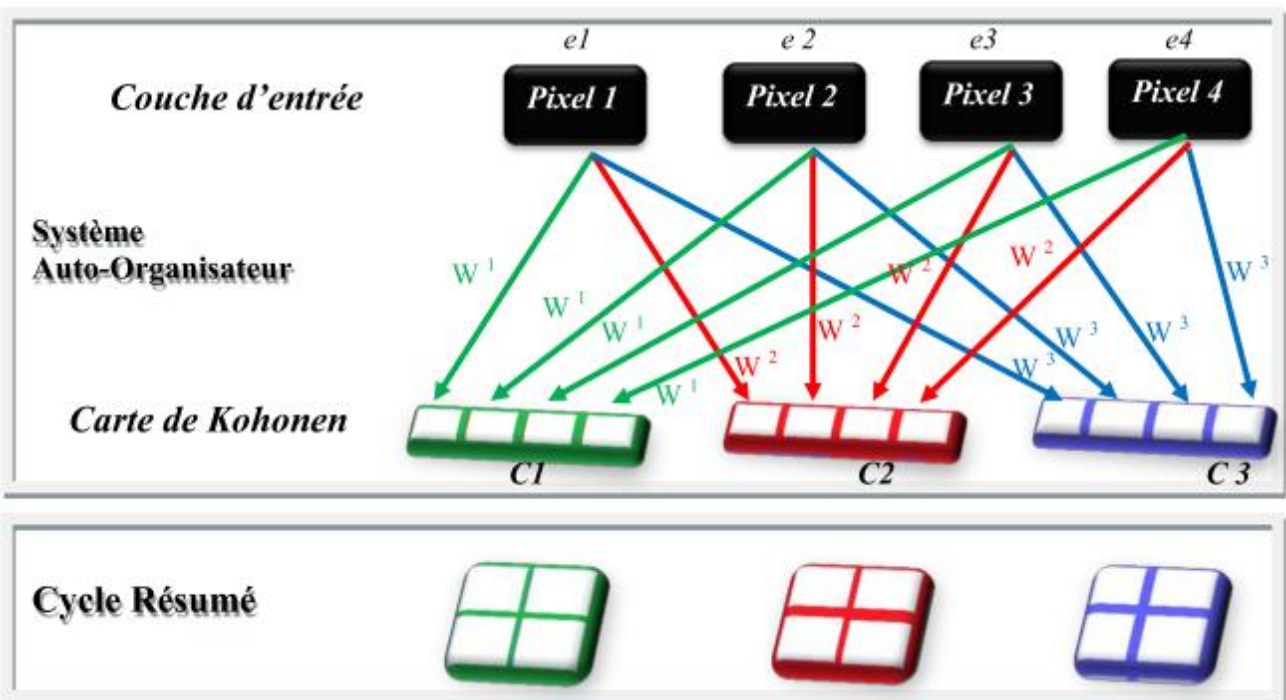
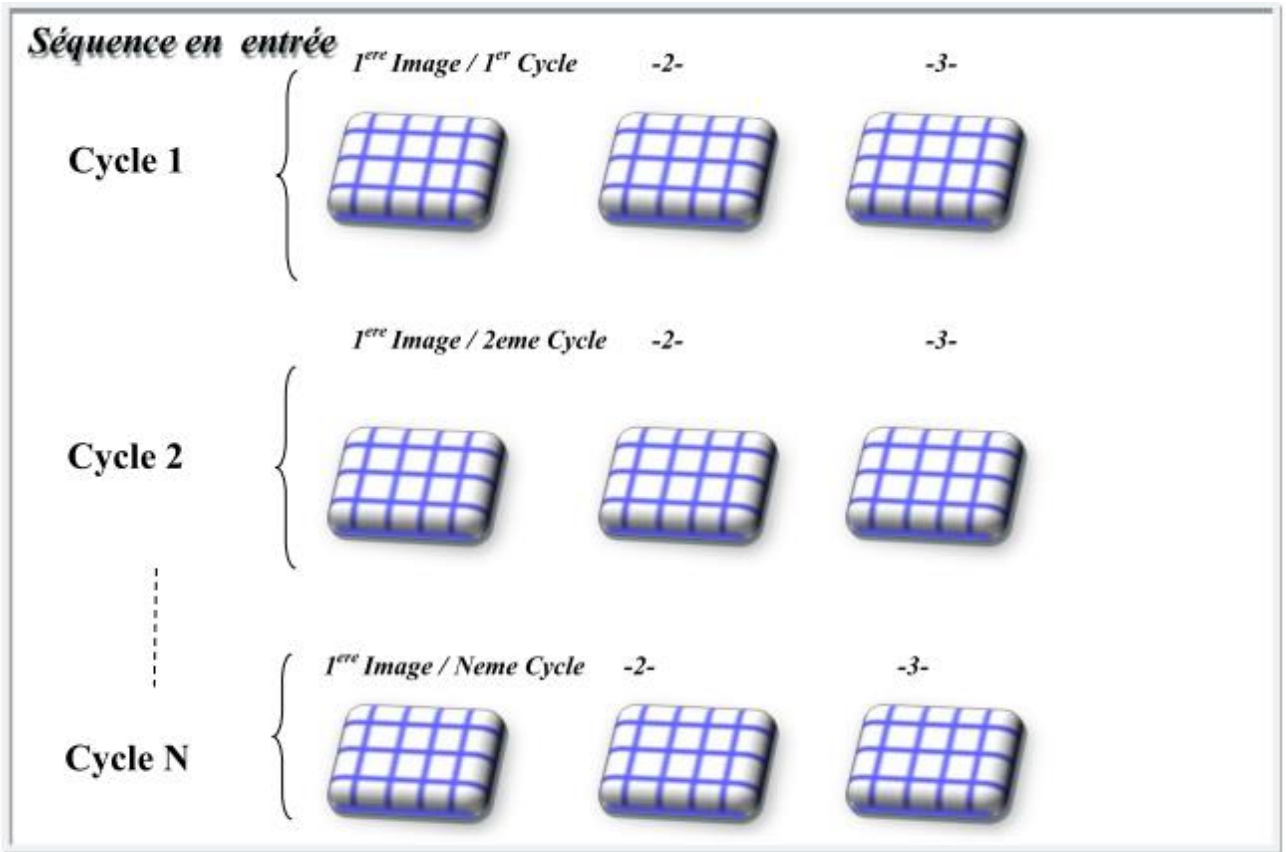


Figure 1.6 : Topologie du réseau proposé: c1, c2 et c3 représentent les neurones (neurone-images) de la CAO et les cercles représentent les neurones simples (un pixel) de la couche d'entrée. Cette configuration présente un réseau ayant une séquence de 3 cycles avec 3 images chacun dont chaque image est composée de 4 pixels (L=3, T=3, n=4).

Avec :

$e = \{e1...ei...en\}$  l'ensemble des neurone-pixels de la couche d'entrée, où n représente le nombre de pixels par image,  $c = \{c1 ... cm..... cT\}$  les neurone-images de la CAO où l'indice T représente le nombre d'images (par cycle) de la séquence. Les neurone-images de la carte auto-organisatrice sont valués par des vecteurs poids notés  $w_i^t$  pour  $i=1..n$  et  $t=1..T$ . L'ensemble des vecteurs poids  $w_i^t$  constitue la matrice  $w$ .

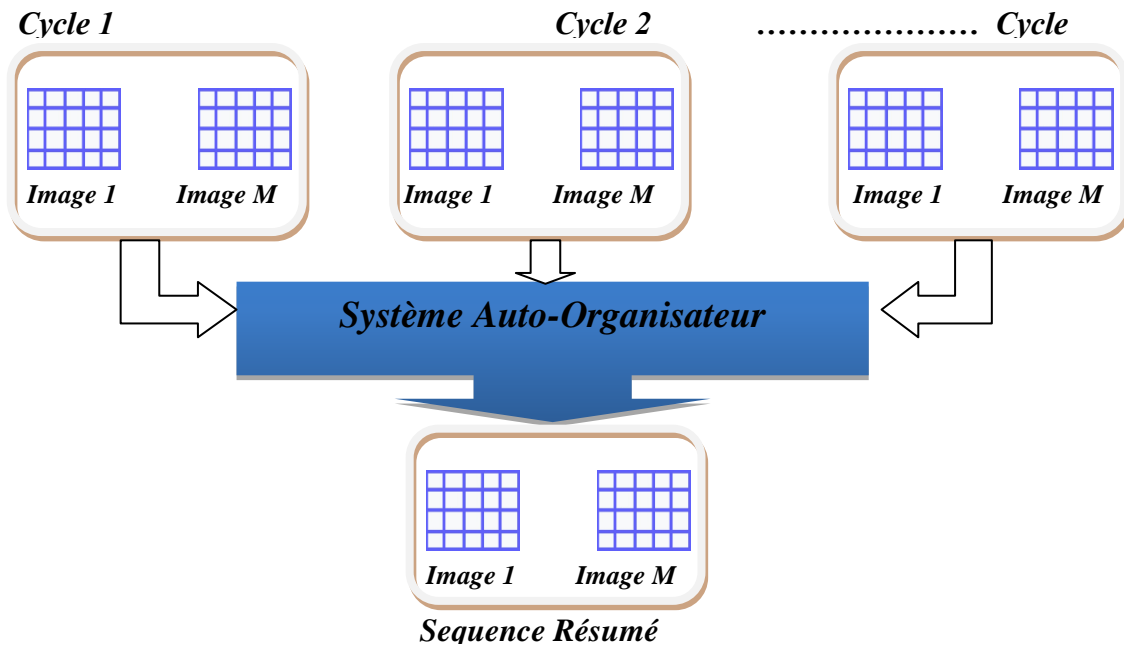


Figure 1.7 : principe général de fonctionnement de la méthode. En entrée les données à analyser, en sortie le cycle d'images résumé.

### 7.3.1. Phase d'initialisation

La phase d'initialisation pour les cartes de Kohonen consiste en général à initialiser les vecteurs poids soit avec des valeurs aléatoires, soit avec les coordonnées des centroïdes des classes quand celles-ci sont connues a priori. Dans l'approche que nous proposons, les vecteurs poids sont initialisés avec les images du premier cycle, supposé proche des autres cycles de la séquence périodique et ordonné, ce qui impose la séquence des neurones du réseau (image 1->neurone 1, image 2->neurone 2...). Cette phase consiste donc à présenter séquentiellement en entrée du réseau, les T images correspondant à un cycle (équation 3.1). Le réseau est alors initialisé en attribuant à chaque neurone-image t de la CAO un vecteur poids  $w_t$  dont chacune des n composantes  $w_{i;t}$  ;  $i=1...n$ , est égale aux niveaux de gris noté

$I_i$  ;  $i=1\dots n$ , de chacun des  $n$  pixels de l'image d'entrée. L'opération est répétée pour les  $T$  neurone-images en utilisant successivement les  $T$  images du cycle utilisé pour l'initialisation.

$$\begin{array}{lll}
 w_1^1 = I_1^1 & w_1^t = I_1^t & w_1^T = I_1^T \\
 \dots\dots\dots & \dots\dots\dots & \dots\dots\dots \\
 w_i^1 = I_i^1 & w_i^t = I_i^t & w_i^T = I_i^T \\
 \dots\dots\dots & \dots\dots\dots & \dots\dots\dots \\
 w_n^1 = I_n^1 & w_n^t = I_n^t & w_n^T = I_n^T
 \end{array} \tag{3.1}$$

*Avec le vecteur associé à chaque neurone-image*

$$\mathbf{w}^1 = (w_1^1, \dots, w_n^1) , \mathbf{w}^t = (w_1^t, \dots, w_n^t) \text{ et } \mathbf{w}^T = (w_1^T, \dots, w_n^T)$$

### 7.3.2. Phase d'apprentissage

La séquence que nous possédons est composée de  $L$  cycles, le premier cycle est utilisé pour initialiser le réseau, les autres cycles forment notre ensemble d'apprentissage. Durant la phase d'apprentissage, nous présentons, successivement, les éléments de l'ensemble d'apprentissage, c.à.d, les  $L-1$  cycles d'images en entrée du réseau. Les premières valeurs, présentées aux neurone-pixels de la couche d'entrée, sont les valeurs d'intensité de la première image du deuxième cycle, puis la seconde image et ainsi de suite jusqu'à l'image  $T$  du dernier cycle  $L$ . L'entrée se fait image par image, l'amplitude  $I_i$  du pixel  $i$  de l'image en cours d'analyse est affectée au neurone-pixel d'entrée  $e_i$ , soit  $e_i = I_i$ . Nous cherchons, pour chaque entrée, la composante  $w^t$  correspondant au neurone-image  $c^t$  de la CAO qui minimise l'écart avec les valeurs présentées en entrée (Figure. 3.2). Ce neurone-image est appelé neurone-image «vainqueur» ou plus simplement «gagnant».

Une mesure d'écart entre les  $T$  neurone-images de la carte auto organisatrice en construction et l'image d'entrée (dont les valeurs sont portées par les neurone-pixels de la couche d'entrée) est calculée selon l'équation (3.2):

$$\Delta^t = g(\mathbf{w}^t, \mathbf{e}) \tag{3.2}$$

Le neurone-image gagnant est celui qui présente la plus forte similarité avec l'image d'entrée, autrement dit celui qui présente un écart global minimum avec les valeurs prises par les neurone-pixels de la couche d'entrée (3.3).

$$\Delta t^* = \text{Min}(\Delta t)$$

$$\text{Pour } t = 1, \dots, T \quad (3.3)$$

$\Delta t^*$  est la valeur minimale correspondant au neurone-image  $t^*$  de la CAO, considéré comme le vainqueur (gagnant) parmi tous les autres neurone-images de la CAO. Par conséquent on procède à la modification des poids du neurone-image vainqueur ainsi que des poids des neurone-images voisins selon les formules suivantes:

$$w^{t^*} \longleftarrow w^{t^*} + f(w^{t^*}, e) \quad (3.4)$$

$$w^t \longleftarrow w^t + h(w^t, e) \quad \text{pour } t \in \text{voisinage}(t^*) \quad (3.5)$$

$$w^t \longleftarrow w^t \quad \text{pour } t \notin \text{voisinage}(t^*) \quad (3.6)$$

On applique ces traitements pour tous les éléments de l'ensemble d'apprentissage. Le résultat de cette phase, est une matrice de poids  $W$  qui représente un cycle de  $T$  images comme consensus des  $L$  cycles en entrée. En d'autres termes, le mouvement périodique s'exprime à travers les  $L$  cycles de  $T$  images qui seront représentés par une séquence  $W$  appelée " cycle résumé".

## 7. Conclusion

Tel que nous avons présenté dans ce chapitre, la méthode choisie qui a été développée par Mr Berkane et qui a été testée sur des images périodiques tel que le mouvement cardiaque, nous avons choisi cette méthode afin de voir ce que nous pouvons obtenir comme amélioration en ce qui concerne les séquences d'images IRM fonctionnelle dans le domaine de la détection des zones d'activations au niveau du cerveau. Les tests et résultats seront présentés dans le chapitre suivant.

# ***Chapitre 2***

## ***Implémentation***

## 1. Introduction

Dans ce chapitre nous allons présenter les différentes étapes d'implémentation de la méthode choisie à savoir l'environnement de travail, les données de tests et les résultats obtenus. Une étude comparative a été faite entre les résultats de la méthode choisie et les résultats obtenus avec la méthode de la moyenne.

## 2. Environnement de travail

### 2.1. Ressources Logiciel

#### 2.1.1. MATLAB\_R2020a

Nous avons implémenté avec le langage MATLAB\_R2020a\_v9.8.0.1323502\_2 version anglaise.

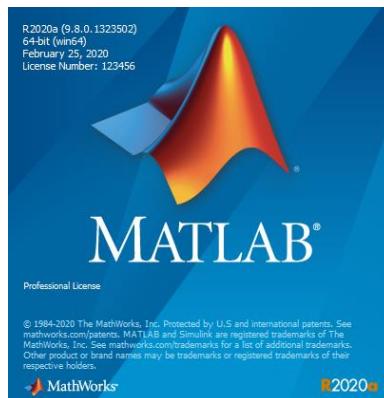


Figure 2.1: démarrage de MATLAB

**MATLAB (« matrix laboratory ») [MATLAB.10] :**

Est un langage de script émulé par un environnement de développement du même nom ; il est utilisé à des fins de calcul numérique. Développé par la société : The MathWorks, MATLAB permet de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes, de créer des interfaces utilisateurs, et peut s'interfacer avec d'autres langages comme le C, C++, Java, et Fortran. Matlab peut s'utiliser seul ou bien avec des toolboxes (boîte à outils).

Le langage MATLAB a été conçu par Cleve Moler à la fin des années 1970 à partir des bibliothèques Fortran LINPACK et EISPACK<sup>4</sup>. Alors professeur de mathématiques à



l'université du Nouveau-Mexique, il souhaitait permettre à ses étudiants de pouvoir utiliser ces deux bibliothèques sans connaître le Fortran. Cleve Moler l'utilisa ensuite pour des cours donnés à l'université Stanford où il reçut un accueil mitigé de la part des étudiants en mathématiques (habités au Fortran). Par contre, les étudiants en technologie, en particulier en traitement du signal, furent beaucoup plus intéressés. Un ingénieur, Jack Little (en) en comprend rapidement les capacités et entreprend avec un collègue, Steve Bangert, de le recoder en langage C. Jack Little, Cleve Moler et Steve Bangert créèrent la société The MathWorks en 1984 afin de commercialiser la version 1.0 de MATLAB<sup>5,6</sup>. MATLAB a ensuite évolué, en intégrant par exemple la bibliothèque LAPACK en 20007, en se dotant de nombreuses boîtes à outils (Toolbox) et en incluant les possibilités données par d'autres langages de programmation comme C++ ou Java.

### **2.1.2. L'imagerie numérique et les communications en médecine ( DICOM )**

[DICOM.11]:

Est la norme pour la communication et la gestion des informations d'imagerie médicale et des données connexes. DICOM est le plus souvent utilisé pour stocker et transmettre des images médicales permettant l'intégration d'appareils d'imagerie médicale tels que des scanners, des serveurs, des postes de travail, des imprimantes, du matériel réseau et des systèmes d'archivage et de communication d'images (PACS) de plusieurs fabricants. Il a été largement adopté par les hôpitaux et fait des incursions dans des applications plus petites comme les cabinets de dentistes et de médecins. Les fichiers DICOM peuvent être échangés entre deux entités capables de recevoir des images et des données au format DICOM. Les différents appareils sont livrés avec des déclarations de conformité DICOM qui indiquent les classes DICOM qu'ils prennent en charge. La norme comprend une définition de format de fichier et un protocole de communication réseau qui utilise TCP/IP pour communiquer entre les systèmes. La National Electrical Manufacturers Association (NEMA) détient les droits d'auteur sur la norme publiée qui a été développée par le DICOM Standards Committee, dont les membres sont également en partie membres de la NEMA. Il est également connu sous le nom de norme NEMA PS3 et de norme ISO 12052:2017 "Informatique de santé -- Imagerie numérique et communication en médecine (DICOM) y compris le flux de travail et la gestion des données".



Figure 2.2: Le programme MICRO-DICOM

## 2.2- Ressources Matériel :

Pendant toute l'implémentation de notre logiciel nous avons travaillé sur une machine aux caractéristiques suivantes :

Type	Portable
Capacité du disque dur	128 Go
Type de stockage	Disque Dur SSD
Mémoire vive	8 Go
Système d'exploitation	Windows 10 Pro
Processeur	Core I5 4eme Gen
Taille de l'écran (pouce)	14 pouce
Marque de processeur	Intel

### 2.1. Les Données

Bases de données /laboratoire de recherche en IRM fonctionnelle a l'hôpital de lyon Le nombre de séquences est 80 dont 40 pour l'activation et 40 pour le repos. Chaque séquence est composée de 28 images représentant plusieurs coupe du cerveau humain chaque image est de 64x64 pixels.

### 3. Présentation de l'application :

Notre application est très facile à comprendre et l'utilisation, permet d'analyse de mouvement par approches neuronales et fournir des résultats sous forme des images résumées pour donner une meilleur résultat que les méthodes plus utilisée car la méthode de calcul de moyen, la figure 3.3 représente l'interface principale de notre application :

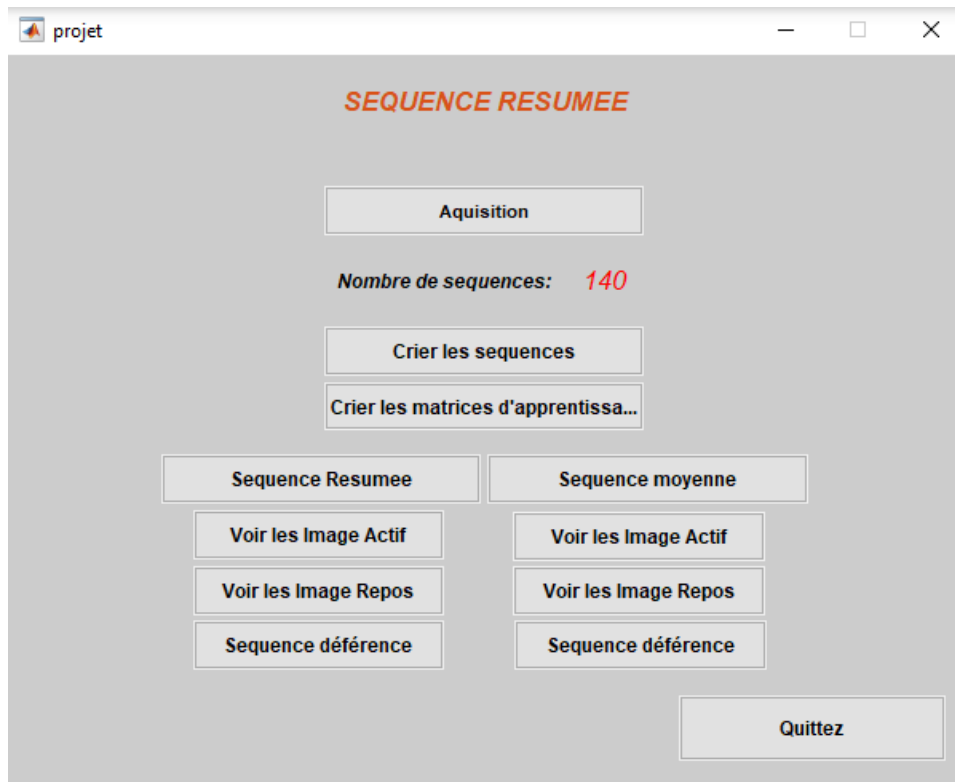


Figure 2.3: l'interface principale

Il contient plusieurs touches, et chaque touche as une fonction spécifique via un programme, Par exemple le bouton **Crier les sequences** qui exécute un programme qui convertit l'image(séquence) prise par l'IRM en plusieurs images selon la figure 2.3, le bouton **Crier les matrices d'apprentissa...** exécute un programme qui crier la matrice d'apprentissage a partir les séquences d'images.

```

4  %----- Sequence en Activite -----
5  info = dicominfo('sequence_actif\1');
6  I = dicomread(info);
7  rows = 6; % define how many rows of block
8  cols = 6; % define how many cols of block
9  sizeI = size(I);
10 blocks = mat2tiles(I, ceil(sizeI(1:2)./ [rows cols]));
11 for i = 1:rows*cols
12     if i<=28
13         subplot(rows, cols, i);
14         nom = ['m_', num2str(i), '.dcm'];
15         path= strcat('C:\Users\salmi abdelhamid\Desktop\Séquence_Résumé\sequence_actif\A1\',nom);
16         dicomwrite(blocks(i), path);
17     end
18 end

```

Figure 2.4: le code qui diviser la séquence en 28 images

Les autres boutons sont chargés d'afficher les résultats, qui sont des images résultant de diverses opérations, un exemple la figure 2.5 affiche la séquence résumée.

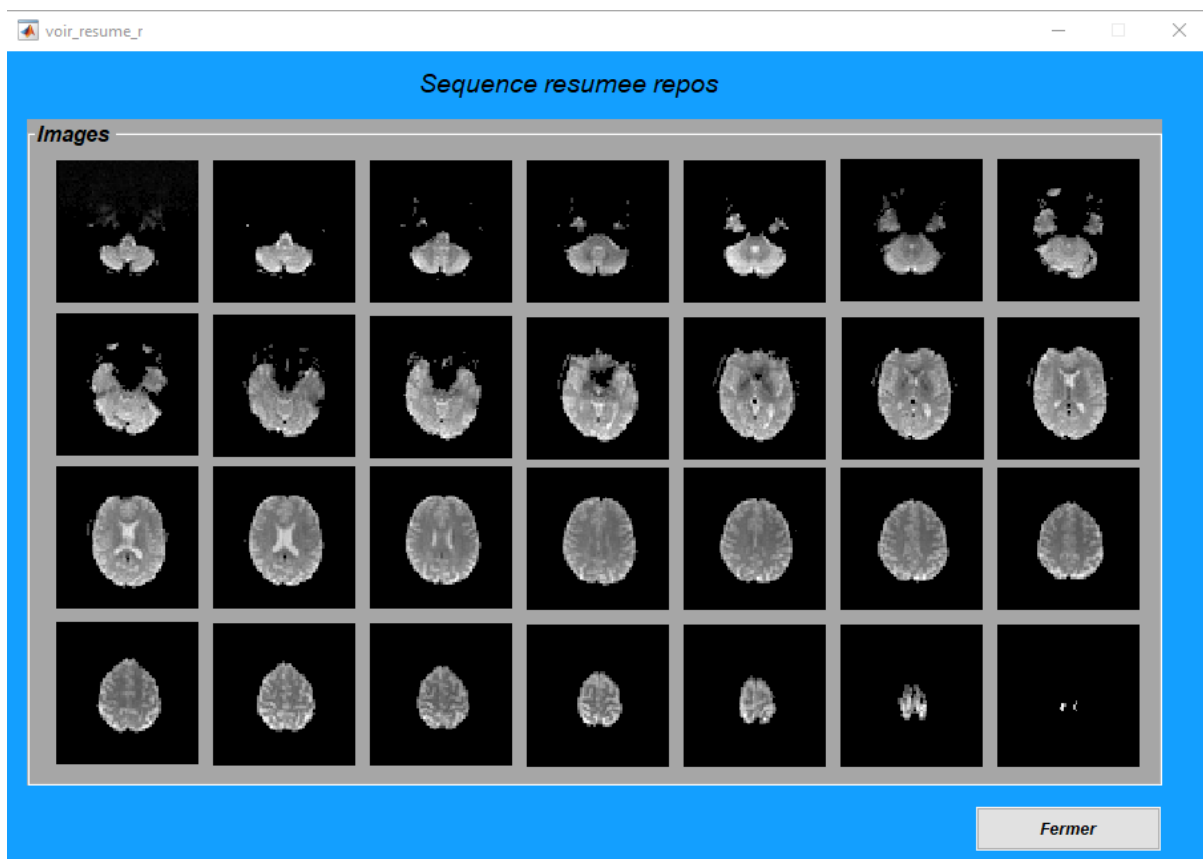


Figure 2.5: Séquence résumée

#### 4. Test et évaluation

Pour obtenir de meilleurs résultats pour cette méthode, un nombre important de séquences d'images doit être présent afin de réduire l'effet des réponses indésirables qui apparaissent pendant la phase d'acquisition (par exemple, la personne en cours d'expérience

ressent de la douleur dans une zone spécifique de le corps, et des réponses au cerveau apparaissent à la suite de cette douleur, qui affecte sur le cas étudié).

Nous avons étudié 40 séquences prises pour une personne qui fait bouger la main droite et 40 autres séquences ont été prises pendant la période de repos. Autrement dit, nous avons obtenus deux séquences avec un mouvement périodique, ce qui nécessite de trouver une méthode d'étudier ce cas en prenant une séquence qui représente toutes les séquences. Pour cela, nous avons choisi la méthode de résumé de séquence développée par Mr Berkane avec laquelle il a étudié le mouvement du cœur et il l'a utilisé aussi pour la reconstruction des images IRM, vu les résultats intéressantes obtenus, il nous a proposé d'exploiter cette même méthode pour le cas des séquences d'images d'IRM fonctionnelle. Après la mise en œuvre de cette méthode, Les résultats obtenus présente une amélioration de la qualité des images de la séquence représentatif ainsi, après avoir établi une soustraction des images de la séquence résumée relative au repos avec celles correspondante à l'état d'activation, nous avons mis en évidence de manière plus claire les zones d'activation au niveau du cerveau humain correspondant l'activité mécanique du bras droit.

## **5. Etude comparative :**

Afin d'assurer l'efficacité de la méthode, nous avons comparé les résultats obtenus avec les résultats obtenus à partir de la méthode couramment utilisée, qui est la méthode de calcul de la moyenne.

Considérons une séquence d'images composée de  $N$  cycles périodiques contenant chacun  $T$  images de  $n$  pixels, La façon dont cette méthode est de calculer la moyenne de toutes les images correspondantes dans l'ordre à partir de chaque séquence (pixel/pixel), (figure 2.6).

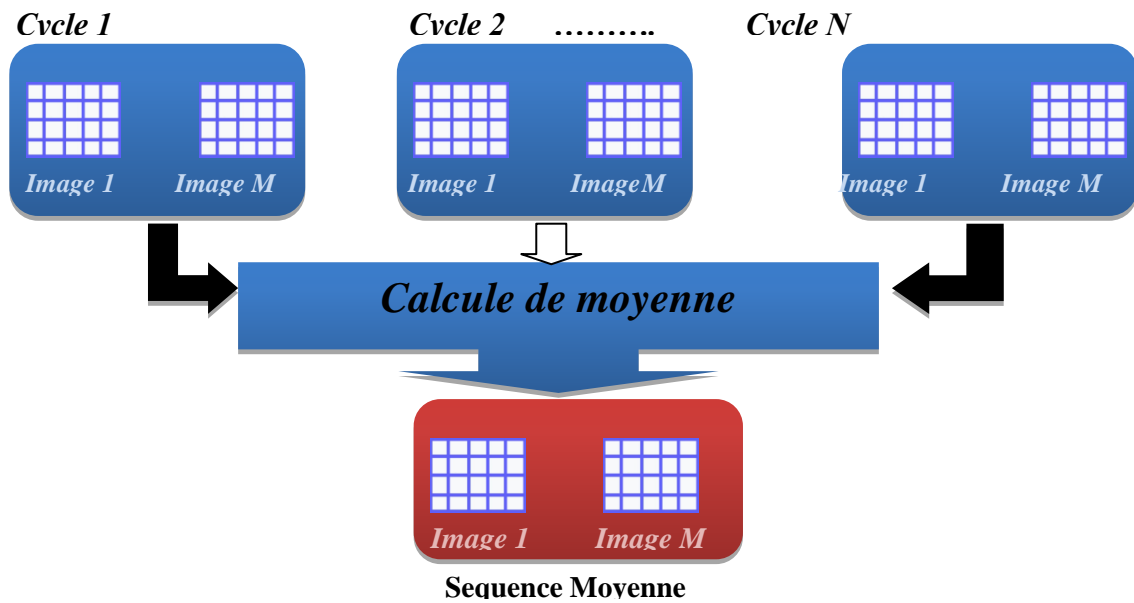


Figure 2.6 : principe général de fonctionnement de la méthode. En entrée les données à analyser, en sortie le cycle d'images moyenne.

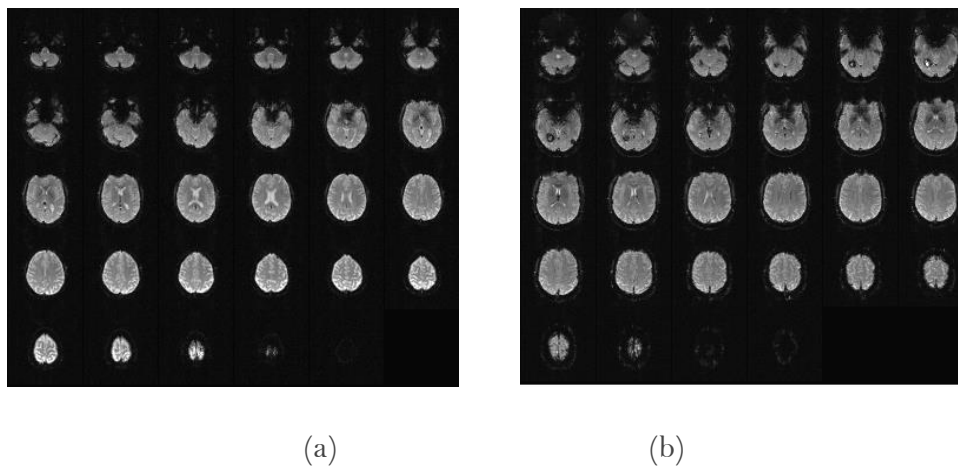

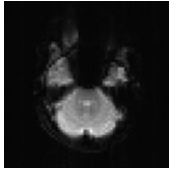
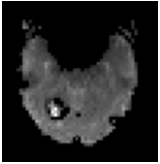
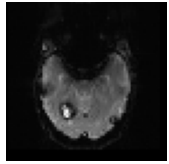




Figure 2.7 : Séquences d'image : (a) Séquence en repos (b) Séquence en activité

### 5.1- Comparaison des résultats obtenus entre les deux méthodes :

Afin de comparer les deux méthodes, nous avons sélectionné un échantillon d'images représentées dans le numéro d'image de la séquence de confort avec l'image qui a le même ordre de la séquence de travail, ainsi que le résultat obtenu par le processus de soustraction des deux images et en comparant les deux résultats, qui sont présentés dans le tableau suivant :

	méthode spatio-temporelle	méthode moyenne
<b>Enrepos</b>	 Image résumée	 Image moyenne
<b>Enactivité</b>	 Image résumée	 Image moyenne
<b>La déférence</b>		

En comparant les résultats obtenus à partir des deux méthodes, nous avons remarqué que les résultats obtenues pour la méthode spatio-temporelle sont meilleurs que ceux de la méthode moyenne, car la différence entre la séquence de repos et la séquence de l'activité se traduit par les zones responsables du mouvement de la main , nous trouvons cela plus clair en utilisant la première méthode spatio-temporelle.

## 6. Conclusion :

Bien que la méthode se soit avérée efficace pour améliorer les résultats, elle n'est pas sans lacunes, de sorte que lors de l'application de cette méthode, nous avons rencontré plusieurs difficultés, en plus desquelles il y a une différence dans la prise de photos de la séquence entre les séquences de repos et les séquences de l'activité, qui affecte négativement la qualité des résultats. Nous pouvons obtenir des résultats plus meilleurs en ajustant aux mieux la fonction de similarité ainsi que la fonction de modification des poids du neurones vainqueurs ce qui nécessite par conséquent un travail supplémentaire.

## Conclusion générale

Au début de ce travail, nous avons introduit les concepts de base de cette étude comme les séquences périodique sous forme de signal ou bien image. Puis nous avons décrit le principe l'IRM fonctionnelle et aussi l'outil réseau de neurones.

Une description de la méthode de résumé de séquence périodique est nécessaire, pour cela, nous avons présenté un résumé de cette approche, nous notons, que le lecteur pourra trouver une description détaillée de cette approche dans les références relatives mentionnées au niveau de la bibliographie.

Après avoir obtenu les résultats, ils ont été comparés aux résultats obtenus par la méthode de calcul de la moyenne, nous avons rencontré plusieurs difficultés, en plus desquelles il y a une différence dans la prise de photos de la séquence entre les séquences de repos et les séquences de l'activité, qui affecte négativement la qualité des résultats.

Cela nécessite l'application d'une certaine méthode afin de trouver pour chaque image de la séquence de repos sa correspondante en vérifiant la séquence d'action. Ou appliquez une autre couche d'une autre couche de Kohonan similaire à la méthode spatio-temporelle.



## Bibliographie

[BAHOURI.1] : « Analyse Fréquentielle Du Signal », Hajer bahouri, Francois Vigneron).

[BERKANE.3]: Mohamed Berkane, Patrick Clarysse ,J.Yankam Njiwa, Y.M.Zhu ,Isabelle E.Magnin “A neuronal network based summarazing method off periodic image image sequence”, Neural Network World 20(6):687-703 · January 2010).

[ROUX.6] : Sylvain Roux Département d’informatique et de recherche opérationnelle  
Faculté des arts et des sciences - Université de Montréal – 2015.

[RNA.7] :<https://www.ionos.fr/digitalguide/web-marketing/search-engine-marketing/quest-ce-quun-reseau-neuronal-artificiel/>.

[BERKANE.8] : Mohamed BERKANE « estimation et analyse de mouvement par approches neuronales » PhD thesis, soutenue le 21 septembre 2010. Réaliser par : Mohamed Berkane.

[JAUZEIN.9]: Jauzein, Françoise. (2010) Généralités sur l'IRM.

Adrian Biran et Moshe Breiner, MATLAB pour l'ingénieur : Versions 6 et 7, Pearson Education, 2004.

Kahn, Charles E .; Carrino, John A .; Flynn, Michael J .; Peck, Donald J .; Horii, Steven C. (septembre 2007). "DICOM et radiologie: passé, présent et futur". Journal de l'American College of Radiology. .