



UNIVERSITÉ DE  
**SHERBROOKE**

Faculté de Génie

Département de génie électrique et de génie informatique

**Reconnaissance accélérée de formes par un réseau optimisé avec  
neurones à champs récepteurs synchrones**

Mémoire de maîtrise ès sciences appliquées

Spécialité : génie électrique

Composition du jury

M. Jean Rouat

M. Ramin Pichevar

M. Charles-Antoine Brunet

---

Jocelyn BERGERON

Sherbrooke (Québec), Canada

Décembre 2008

TJ-1996



**Library and Archives  
Canada**

**Published Heritage  
Branch**

**395 Wellington Street  
Ottawa ON K1A 0N4  
Canada**

**Bibliothèque et  
Archives Canada**

**Direction du  
Patrimoine de l'édition**

**395, rue Wellington  
Ottawa ON K1A 0N4  
Canada**

**Your file Votre référence  
ISBN: 978-0-494-83673-6**

**Our file Notre référence  
ISBN: 978-0-494-83673-6**

**NOTICE:**

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

**AVIS:**

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

---

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

**Canada**

# RÉSUMÉ

Ce mémoire présente une analyse des capacités d'un réseau de neurones à décharges à quatre couches comportant des neurones complexes, dont le champ récepteur est défini par des entrées synchrones, dans le contexte d'une application de reconnaissance de formes. Avec le développement d'un modèle informatique basé sur les études neurophysiologiques, un procédé de projection de l'information vers les neurones complexes est présenté. De plus, une corrélation temporelle est utilisée pour établir la reconnaissance de formes. Une première étape permet de segmenter des images sources à l'aide d'une communication synaptique intra-couche. Puis, une projection sur deux nouvelles couches de neurones complexes et une communication synaptique extra-couche permettent de comparer des formes semblables. S'il y a correspondance entre deux ou plusieurs régions, une synchronisation des neurones complexes est décelée, sinon, il n'y aura pas de synchronisation des neurones. L'objectif est d'employer, dans un premier temps, cette nouvelle structure de réseau de neurones à décharges pour la reconnaissance de formes ayant divers niveaux de complexité, et, dans un deuxième temps, de comprendre les apports des choix de conception sur le comportement du réseau. Les expérimentations posées ont permis de conclure que le réseau développé, SyncOsc, est globalement plus performant que le réseau de comparaison ODLM. SyncOsc se montre en effet plus stable, bien plus rapide et apte à traiter des images de grandes tailles, ce que ODLM ne peut réaliser.

Mots-clés : Neurones complexes, réseau, décharges, projection, champ récepteur, entrées synchrones, SyncOsc

# REMERCIEMENTS

Ce projet de recherche n'aurait pu être réalisé sans l'aide et le soutien de nombreuses personnes. J'aimerais d'abord remercier sincèrement mon directeur de recherche, M. Jean Rouat, ainsi que mon co-directeur, M. Ramin Pichevar, de leur expertise ainsi que de leur aide tout au long de ma maîtrise.

Je tiens également à remercier mes collègues de travail : Jean-Alexis Boulét, Hai Anh Hoang, Jean Lavoie, Stéphane Loiselle, Maxime Parenteau et Thang Pham Quyet. Ces derniers ont su créer un environnement de travail agréable et stimulant.

Finalement, mes remerciements vont à mes parents qui n'ont cessé de m'encourager et de me motiver au cours de mes études supérieures. Je leur dédie donc ce mémoire qui n'aurait pu voir le jour sans leur soutien constant.

# TABLE DES MATIÈRES

<b>1</b>	<b>INTRODUCTION</b>	<b>1</b>
1.1	Présentation de la problématique . . . . .	3
1.2	Description de la méthodologie . . . . .	5
<b>2</b>	<b>RECENSION DES ÉCRITS</b>	<b>6</b>
2.1	Introduction . . . . .	6
2.2	Motivation . . . . .	6
2.2.1	Système auditif . . . . .	6
2.2.2	Système visuel . . . . .	7
2.2.3	Neurophysiologie . . . . .	9
2.3	Réseau de neurones à décharges . . . . .	10
2.3.1	Neurone biologique . . . . .	10
2.3.2	Modèle d'Hodgkin-Huxley . . . . .	11
2.3.3	Modèle intégration et décharges . . . . .	11
2.3.4	Réseau de Sompolinsky et al. . . . .	12
2.3.5	Oscillateur de Wang-Terman . . . . .	15
2.3.6	ODLM . . . . .	18
2.4	Reconnaissance de formes . . . . .	22
2.4.1	En audio . . . . .	22
2.4.2	En image . . . . .	22
2.4.3	Elastic Graph Matching . . . . .	22
<b>3</b>	<b>APPROCHE ET STRATÉGIE ADOPTÉE</b>	<b>26</b>
3.1	Introduction . . . . .	26
3.2	Système avec neurones complexes . . . . .	27

3.2.1	Fonctionnement global du réseau de neurones à décharges . . . . .	27
3.2.2	Utilisation de valeurs entières pour les poids synaptiques et potentiels . . . . .	29
3.2.3	Optimisation des calculs dans un épisode de décharges . . . . .	30
3.2.4	Tabulation des poids synaptiques par une normalisation des exponentielles . . . . .	35
3.2.5	Projection d'une couche de segmentation vers une couche de neurones complexes . . . . .	37
3.3	Banques de données employées . . . . .	40
3.3.1	Images FERET . . . . .	40
3.3.2	Images MBDA . . . . .	42
3.3.3	Images rayons-X . . . . .	43
3.4	Utilisation de la forme des segments . . . . .	44
<b>4</b>	<b>PRÉSENTATION DES RÉSULTATS</b>	<b>45</b>
4.1	Introduction . . . . .	45
4.2	Impact des valeurs entières sur le réseau . . . . .	46
4.3	Impact des neurones complexes sur le réseau . . . . .	48
4.4	Résultats de performances pour trois banques d'images . . . . .	51
4.4.1	Résultats images FERET . . . . .	51
4.4.2	Résultats de performances ROC des images MBDA . . . . .	55
4.4.3	Résultats images rayons-X . . . . .	65
<b>5</b>	<b>ANALYSE ET INTERPRÉTATION DES RÉSULTATS</b>	<b>68</b>
5.1	Introduction . . . . .	68
5.2	Analyse de l'impact des valeurs entières sur le réseau . . . . .	69
5.3	Analyse de l'impact des neurones complexes sur le réseau . . . . .	70
5.4	Analyse de performances pour trois banques d'images . . . . .	71
5.4.1	Analyse des résultats images FERET . . . . .	71
5.4.2	Analyse de performances - images MBDA . . . . .	73
5.4.3	Analyse des résultats images rayons-X . . . . .	76
	<b>CONCLUSION</b>	<b>79</b>
	Synthèse . . . . .	79
	Apport du projet . . . . .	81

Perspectives de recherches futures . . . . .	82
Séparation des opérations de segmentation et d'appariement de formes . . . . .	82
Intégration d'informations additionnelles des images . . . . .	83
Étude de l'échelle des potentiels . . . . .	83
Technique d'intégration de neurones complexes . . . . .	83
Technique de coloriage des segments . . . . .	84
Ajustement automatique des paramètres de simulation . . . . .	84
<b>A CARACTÉRISATION DE LA FORME</b>	<b>85</b>
<b>B PLATEFORMES DE TESTS</b>	<b>88</b>
B.1 Introduction . . . . .	88
B.2 Mammouth . . . . .	88
B.3 Ordinateur personnel . . . . .	88
B.3.1 Configurations du PC I . . . . .	88
B.3.2 Configurations du PC II . . . . .	89
<b>C PARAMÈTRES DE SIMULATION</b>	<b>90</b>
C.1 Explication des paramètres de simulation de SyncOsc . . . . .	90
C.2 Plateforme de tests . . . . .	91
C.3 Équivalence des paramètres SyncOsc et ODLM . . . . .	91
C.4 Configurations - Résultats valeurs entières de la section 4.2 . . . . .	92
C.5 Configurations - Résultats neurones complexes de la section 4.3 . . . . .	94
C.6 Configurations - Résultats FERET de la section 4.4.1 . . . . .	95
C.7 Configurations - Résultats MBDA de la section 4.4.2 . . . . .	97
C.8 Configurations - Résultats rayons-X de la section 4.4.3 . . . . .	101

# TABLE DES FIGURES

1.1	Introduction de la structure du système proposé . . . . .	2
2.1	Réponse de neurones MTL (QUIROGA et al., 2005) . . . . .	8
2.2	Schéma du neurone biologique . . . . .	10
2.3	Fonctionnement d'un neurone à décharges - Modèle intégration et décharges .	11
2.4	Structure du réseau de Sompolinsky et al. . . . .	13
2.5	Structure du réseau de neurones LEGION . . . . .	17
2.6	Réseau de neurones à décharges ODLM . . . . .	19
2.7	Exemple de reconnaissance de formes par ODLM . . . . .	21
2.8	Exemple d'un modèle graphique à 9 noeuds . . . . .	23
3.1	Schéma global de l'algorithme SyncOsc . . . . .	28
3.2	Modification du seuil de décharge . . . . .	29
3.3	Structure d'un épisode de décharges . . . . .	31
3.4	Circuit électrique équivalent au neurone à décharge LIF . . . . .	31
3.5	Principe de décharge et calcul de poids synaptiques . . . . .	36
3.6	Illustration de la projection d'une image segmentée sur une nouvelle couche de neurones . . . . .	38
3.7	Liens synaptiques de type extra-couche . . . . .	40
3.8	Exemple de reconnaissance de formes par SyncOsc . . . . .	41
3.9	Image faciale de la banque FERET . . . . .	42
3.10	Image infrarouge de la banque MBDA . . . . .	43
3.11	Image rayons-X de la compagnie AS&E . . . . .	43
4.1	Résultats valeurs entières - Segmentations différentes . . . . .	47
4.2	Résultats valeurs entières - Nombre fixe d'épisodes de décharges . . . . .	48
4.3	Résultats neurones complexes - Histogramme des taux de compression FERET	49



4.4	Résultats neurones complexes - Histogramme des taux de compression MBDA	50
4.5	Images sources FERET, visages extraits . . . . .	51
4.6	Résultats Face00019 et Face00019_b, SyncOsc . . . . .	52
4.7	Résultats Face00019 et Face00024_b, SyncOsc . . . . .	52
4.8	Résultats Face00019 et Face00019_b, ODLM . . . . .	53
4.9	Résultats Face00019 et Face00024_b, ODLM . . . . .	53
4.10	Résultats Face00019 et Face00019_b, grandes images, SyncOsc . . . . .	56
4.11	Résultats Face00019 et Face00024_b, grandes images, SyncOsc . . . . .	57
4.12	Images sources MBDA d'avions . . . . .	58
4.13	Résultats images MBDA, SyncOsc . . . . .	58
4.14	Résultats images MBDA, ODLM . . . . .	59
4.15	Courbe ROC . . . . .	60
4.16	Courbes ROC images MBDA, SyncOsc . . . . .	62
4.17	Courbes ROC images MBDA, ODLM . . . . .	63
4.18	Images sources rayons-X . . . . .	65
4.19	Résultats images rayons-X, SyncOsc . . . . .	66
4.20	Résultats images rayons-X, ODLM . . . . .	66
A.1	Calcul de circularité $P^2/S$ . . . . .	85
A.2	Problème de caractérisation de la forme . . . . .	86
A.3	Matrice de valeurs des pixels entourant un pixel central . . . . .	86
A.4	Exemples de valeurs de périmètre . . . . .	87

# LISTE DES TABLEAUX

4.1	VALEURS ENTIÈRES - NOMBRE D'ÉPISODES DE DÉCHARGES AVANT STABILISATION . . . . .	47
4.2	IMAGES FERET (VISAGES EXTRAITS) - TEMPS DE SIMULATIONS . .	53
4.3	IMAGES FERET (VISAGES EXTRAITS) - STABILISATION . . . . .	54
4.4	IMAGES MBDA - AIRES SOUS LES COURBES ROC . . . . .	64
4.5	IMAGES MBDA - TAUX DE CLASSIFICATION . . . . .	64
4.6	IMAGES MBDA - TEMPS DE CALCULS MOYENS ET GAINS DE TEMPS	65
C.1	DESCRIPTION DES PARAMÈTRES DE SYNCOSC . . . . .	90
C.2	ÉQUIVALENCE DES PARAMÈTRES SYNCOSC ET ODLM . . . . .	91
C.3	CONFIGURATIONS SYNCOSC - VALEURS ENTIÈRES 4.2 . . . . .	92
C.4	CONFIGURATIONS ODLM - VALEURS ENTIÈRES 4.2 . . . . .	93
C.5	CONFIGURATIONS SYNCOSC - NEURONES COMPLEXES 4.3 . . . . .	94
C.6	CONFIGURATIONS SYNCOSC - FERET 4.4.1 . . . . .	95
C.7	CONFIGURATIONS ODLM - FERET 4.4.1 . . . . .	96
C.8	CONFIGURATIONS SYNCOSC - MBDA 4.4.2 . . . . .	97
C.9	CONFIGURATIONS SYNCOSC - COURBES ROC MBDA 4.4.2 . . . . .	98
C.10	CONFIGURATIONS ODLM - MBDA 4.4.2 . . . . .	99
C.11	CONFIGURATIONS ODLM - COURBES ROC MBDA 4.4.2 . . . . .	100
C.12	CONFIGURATIONS SYNCOSC - RAYONS-X 4.4.3 . . . . .	101
C.13	CONFIGURATIONS ODLM - RAYONS-X 4.4.3 . . . . .	102

# GLOSSAIRE

<b>Épisode de décharges</b>	Un épisode de décharges peut être un épisode lors de la segmentation ou lors de l'appariement de formes. Il correspond à un instant dans le temps où les neurones peuvent décharger.
<b><i>Firing step</i></b>	Même chose qu'un épisode de décharges (terme anglais).
<b>Boucle de propagation</b>	Une boucle de propagation ne se produit qu'au sein d'un épisode de décharges. Il s'agit de l'étape où certains neurones déchargent tant qu'il y en a avec un potentiel supérieur au seuil fixé.
<b>Contrôleur global</b>	Il permet la réduction des potentiels des neurones n'ayant pas déchargé suivant un épisode de décharges. Il force ainsi l'apparition de phases distinctes pour des segments distincts.
<b>Couche</b>	Il s'agit d'un plan contenant des neurones.
<b>ODLM</b>	Acronyme pour <i>Oscillatory Dynamic Link Matcher</i> . C'est aussi le nom du réseau de neurones à décharges de Pichevar et Rouat (PICHEVAR et al., 2006).

<b>Région</b>	Une région est un groupe de neurones, distribués ou non sur la même couche, qui possèdent le même dernier temps de décharge.
<b>Segment</b>	Un segment est un groupe de neurones d'une même couche qui possède le même dernier temps de décharge.
<b>Stabilisation</b>	La stabilisation indique que les fluctuations du réseau de neurones ont diminuées au point où les périodes de décharges ne varient plus. En d'autres mots, les neurones oscillent selon une fréquence stable et les régions ne varient plus.
<b>SyncOsc</b>	Acronyme du réseau de neurones à quatre couches avec neurones complexes développé. ( <i>Synchronized Oscillations</i> )
<b>Voisin</b>	Les voisins d'un neurone sont ceux auxquels il est lié.

# CHAPITRE 1

## INTRODUCTION

Le réseau de neurones à décharges proposé et étudié au sein de ce mémoire, SyncOsc (*Synchronized Oscillations*), s'inspire essentiellement de travaux de la neurophysiologie en perception, que ce soit ceux de l'audition, de la vision ou du système somato-sensoriel. Bien qu'il n'y ait pas à ce jour une compréhension parfaite de ces systèmes de perception, ils permettent la réalisation de tâches en reconnaissance de formes (auditives, visuelles et tactiles) et semblent comporter des éléments communs pouvant être intégrés dans un réseau de neurones à décharges, dont le but serait lui aussi de réaliser une reconnaissance de formes.

Ce présent mémoire n'a pas la prétention de modéliser parfaitement ces systèmes de perception, il consiste plutôt en un système de traitement et de reconnaissance de formes conçu pour effectuer des opérations en sciences appliquées. Certes il est inspiré de travaux récents en électroneurophysiologie du noyau cochléaire, ce noyau nerveux qui après la cochlée réalise les premières opérations de traitement du signal, et du système somato-sensoriel, mais il ne reproduit pas exactement le comportement d'un réseau de neurones physiologiques.

Il est donc proposé ici un système constitué de deux sous-réseaux (voir figure 1.1). Chaque sous-réseau compte deux couches. La première couche est composée de neurones dont les entrées sont les pixels d'images, auditives ou visuelles, alors que la seconde couche dispose de neurones complexes dont les champs récepteurs sont adaptés en fonction de la nature du signal d'entrée (ROUAT, 2008).

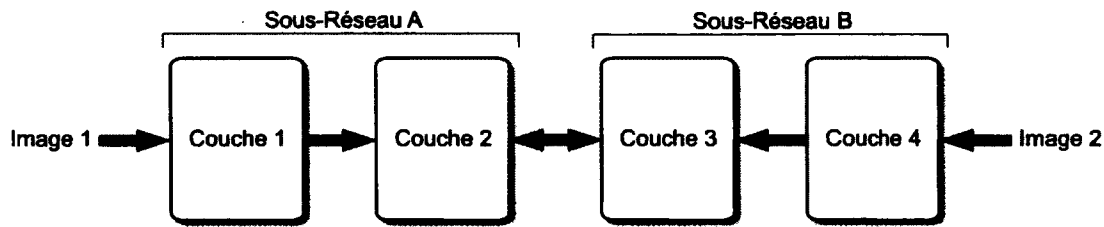


FIGURE 1.1: Introduction de la structure du système proposé

Pour aider à la compréhension du lecteur, voici un exemple de modèle pouvant utiliser le réseau développé (voir figure 1.1). Le sous-réseau A reçoit, par exemple, sur sa couche 1 les entrées pour ses neurones, ce qui est semblable aux neurones du noyau cochléaire antéro-ventral qui sont spécialisés dans l'extraction des enveloppes du signal auditif (TANG et ROUAT, 1996). Ces neurones implémentent d'une certaine façon l'échantillonnage de la représentation. Ils constituent donc l'information à reconnaître par le système, c'est-à-dire l'inconnu qui doit être identifié. Le sous-réseau B, pour sa part, reçoit ses entrées sous forme d'images à partir d'une rétroaction (*feedback*). Ces dernières images peuvent correspondre à des images stockées au préalable par le système, elles agissent comme images de référence. Ainsi, l'information du sous-réseau A (inconnue) peut être comparée à l'information du sous-réseau B (référence).

Il a été dit que la seconde couche de chaque sous-réseau comprend les neurones complexes et que leurs champs récepteurs sont initialisés en fonction de l'activité autonome des premières couches de chaque sous-réseau. Un neurone complexe a comme particularité qu'il ne peut décharger que si les neurones à ses entrées sont synchrones. Ce mécanisme est bien connu et documenté, par exemple, dans les travaux de Winer et Schreiner (WINER et SCHREINER, 2005). Ce critère détermine donc le champ récepteur des neurones complexes de la seconde couche des sous-réseaux.

Le système qui a été privilégié pour la reconnaissance d'images est une technique novatrice utilisant l'approche par réseau de neurones à décharges avec neurones complexes. Ne nécessitant point d'apprentissage de même qu'étant résistante aux transformations affines, elle contourne dès lors plusieurs problèmes conventionnels dans l'application plus générale de la reconnaissance de formes. Son fonctionnement repose sur quatre couches de neurones

qui interagissent entre elles par l'envoi de contributions synaptiques au cours des étapes de segmentation et d'appariement de formes (*matching*), ce qui mène à une synchronisation des décharges. L'information tirée de ce système réside alors dans les phases d'oscillations des neurones, traduisant ou non le lien de parenté entre deux formes, selon le principe du liage de l'information (*binding*) tel que proposé par Milner et Malsburg (MILNER, 1974) (MALSBURG, 1999).

Le travail consistait donc essentiellement à développer un logiciel à même le système choisi pour l'application de reconnaissance de formes. Des images de complexité variée furent employées pour mieux cibler les forces et faiblesses du système. De plus, plusieurs choix ont été posés dans le but d'améliorer à la fois les taux de reconnaissance et les temps de calculs. Il s'en suivit alors une analyse comparative des performances au regard d'ODLM, un réseau de neurones à décharges développé initialement par Pichevar et Rouat (PICHEVAR et al., 2006), permettant du coup de jauger à sa juste valeur le potentiel du système développé dans le cadre de ce projet de maîtrise.

Les principaux apports du projet sont donc la conception d'un nouveau modèle de neurones avec champs récepteurs synchrones et leur mise en oeuvre au sein d'un réseau de neurones à décharges. Ce dit réseau possède une nouvelle structure algorithmique où figurent une optimisation des calculs dans un épisode de décharges, une tabulation des poids synaptiques, par la normalisation des exponentielles, ainsi que des valeurs entières pour les poids synaptiques et potentiels. Les performances mesurées, dans diverses application de reconnaissance de formes, sont fort attrayantes et confirment l'efficacité du système. De plus, le réseau se voit grandement accéléré, plus stable et, contrairement à ODLM, apte à traiter des images de grandes tailles.

## **1.1 Présentation de la problématique**

La problématique peut se définir globalement comme étant la recherche d'une méthode de reconnaissance de formes insensible aux facteurs environnants (bruits, interférences, etc.). Plus spécifiquement, il s'agit de développer une nouvelle structure de réseau de neurones à décharges s'inspirant de certaines évidences neurophysiologiques des systèmes de perception auditifs,

visuels et somato-sensoriels. Afin de bien cerner la problématique, il s'avère indispensable de diviser en trois étapes fondamentales l'algorithme à développer :

1. D'abord, la première couche de chaque sous-réseau reçoit les pixels d'une image source afin de s'organiser d'elle-même et de faire apparaître des nuages de neurones synchrones (*clusters*). Par analogie avec le traitement d'images, ces sous-groupes de neurones synchrones correspondent à des segments dans une image.

2. Ensuite, la seconde couche de chaque sous-réseau est créée par une projection des dits *clusters* vers des neurones complexes. Ce procédé attribue un unique neurone complexe à chaque *cluster*. Ainsi, un neurone complexe demande que ses entrées soient synchrones ou, en d'autres mots, que ses neurones présynaptiques possèdent le même dernier instant de décharge. Les neurones complexes des secondes couches sont donc spécialisés dans la caractérisation et la représentation de segments. Voilà l'élément clé de la solution, car c'est là que s'établira le potentiel du système dans diverses applications de reconnaissance de formes.

3. En dernier lieu, les secondes couches de chaque sous-réseau sont liées entre elles à partir de connexions synaptiques permettant d'établir un processus de type appariement de formes par liage dynamique (*dynamic link matching*). Selon ce processus, il est possible de filtrer et de moduler l'activité d'un sous-réseau en fonction des entrées de l'autre sous-réseau. C'est ce processus qui est exploité afin de réaliser les opérations de reconnaissance d'images.

En somme, il y aura développement d'un réseau de neurones à quatre couches avec neurones complexes dont les connexions synaptiques seront modifiées par les stimuli d'entrée. Les deux sous-réseaux obtiendront chacun une image source afin d'organiser d'eux-même leur première couche, de projeter cette information sur leur deuxième couche et d'établir leur similitude par un échange de contributions synaptiques entre neurones complexes.



## 1.2 Description de la méthodologie

La méthodologie retenue consiste d'abord et avant tout à analyser des travaux réalisés en neurophysiologie mettant en avant les capacités de neurones complexes (chapitre 2). Ainsi, il sera possible de mieux comprendre leur fonctionnement de même que les possibilités d'intégration au sein d'un réseau de neurones à décharges.

Par la suite, il y aura passage à la conception du réseau de neurones à décharges avec neurones complexes (chapitre 3). Sa structure algorithmique, ses caractéristiques particulières de même que le procédé de projection des synchronisations synaptiques de segmentation vers des neurones complexes seront définis. De même, il y aura sélection des images requises dans l'évaluation du système.

Dans un troisième temps, les expérimentations à réaliser seront définies afin de permettre une analyse du réseau, toujours dans une application de reconnaissance de formes (chapitre 4). Les simulations seront expliquées et les résultats obtenus seront présentés. À titre comparatif, les mêmes expérimentations seront exécutées pour l'algorithme ODLM de Pichevar et Rouat (PICHEVAR et al., 2006).

Le chapitre 5 suivra, où il y aura analyse de l'algorithme. Ainsi, il sera possible d'en établir les forces, lacunes de même que les distinctions par rapport à l'algorithme comparatif ODLM. Les conséquences des divers choix de conception portés y seront discutés.

Finalement, des conclusions seront tirées sur le projet au sein du chapitre *Conclusions* de ce mémoire. Y feront place une synthèse des analyses de même que l'apport du projet au sein du domaine des réseaux de neurones à décharges. De plus, des pistes de recherches futures seront ouvertes, encourageant du coup la poursuite de ce projet fort prometteur.

# CHAPITRE 2

## RECENSION DES ÉCRITS

### 2.1 Introduction

Ce chapitre fournit d'abord les principaux motifs ayant menés à ce projet de maîtrise, à savoir une étude sommaire du système auditif, du système visuel de même que de la physiologie du cerveau dans une application de reconnaissance de formes. Puis vient, en second lieu, l'explication de ce qu'est véritablement un réseau de neurones à décharges, soit le passage du neurone biologique vers différents modèles mathématiques dont l'oscillateur de Wang-Terman, le réseau de Sompolinsky et al. de même que le réseau ODLM. Finalement, il y aura survol des techniques de reconnaissance de formes et présentation de l'algorithme *Elastic Graph Matching*.

### 2.2 Motivation

#### 2.2.1 Système auditif

Plusieurs études du noyau cochléaire, une zone du cerveau destinée à l'audition, ont permis d'approfondir les connaissances du fonctionnement de ses neurones. Il a été démontré que plusieurs neurones ne possèdent pas de canal régénératoire sur leur axone, ce qui nuit à la propagation de signaux sur de longues distances (WINER et SCHREINER, 2005). Ainsi, il peut être nécessaire d'obtenir une synchronisation des potentiels d'action des neurones présynaptiques pour qu'il y ait dépassement du seuil du neurone postsynaptique. Ce dernier neurone, plutôt complexe, ferait office d'un filtre adaptatif en atténuant les décharges spontanées

et par là même le bruit. Cette capacité fort intéressante de ces neurones a inspiré la création d'un nouveau modèle pour SyncOsc qui, à son tour, ne répondrait que suite à la synchronisation de neurones présynaptiques pour agir en tant que filtre adapté et échantillonneur adapté. De même, il y avait anticipation d'une grande atténuation du nombre de décharges des neurones, se traduisant du coup par une diminution du nombre de communications synaptiques. Un système comprenant de tels neurones se comporterait donc plus rapidement qu'un système ne comprenant que des neurones conventionnels, tout en permettant un échantillonnage adapté.

### 2.2.2 Système visuel

L'intérêt suscité et soutenu par les neurones complexes du système auditif a aussi été aiguisé par le système visuel. La notion de neurone complexe y est aussi présente, sous le vocable de neurone *grand-mère*. Ce dernier se caractérise par sa réponse à un unique et complexe stimulus. Son appellation provient donc de l'idée qu'un seul neurone pourrait représenter une personne unique, telle une grand-mère. Ainsi, le codage de l'information ne demanderait que la réponse exclusive d'un seul et unique neurone.

Les travaux de Barlow (BARLOW, 1972) parlent d'une relation hiérarchique des neurones, où la réponse à un stimulus donné se propagerait dans le cerveau en passant par des niveaux comprenant de moins en moins de neurones. Le cerveau humain serait donc organisé de façon à minimiser le nombre de neurones requis pour représenter un stimulus précis. Ainsi, les niveaux inférieurs désigneraient des caractéristiques de plus en plus précises - parfois appelées attributs - pour atteindre le neurone *grand-mère* au sommet de l'échelle. Ses travaux font également allusion à un codage qui serait régi par le nombre de décharges des neurones. Une fréquence élevée de décharges traduirait alors une probabilité élevée de reconnaissance du stimulus.

Des recherches récentes (QUIROGA et al., 2005) sur huit patients épileptiques ont pu démontrer la présence de neurones MTL (*medial temporal lobe*) qui s'animaient seulement après la présentation d'images d'un même concept. En effet, malgré une variation importante des images, les neurones ont émis une fréquence élevée de décharges en présence d'objets, de personnes ou de descriptions textuelles d'un même concept.

La figure 2.1, tirée des recherches de Quiroga et al. (QUIROGA et al., 2005), illustre l'activité des neurones en fonction de la visualisation de trois images du concept de l'opéra de Sydney ainsi que de l'image d'un autre monument. Les bandes seront d'autant plus élevées qu'une activité des neurones le sera elle-même. Les trois premiers stimuli visuels ont provoqué une forte activité, tandis que le monument n'a entraîné qu'une faible réponse des neurones.

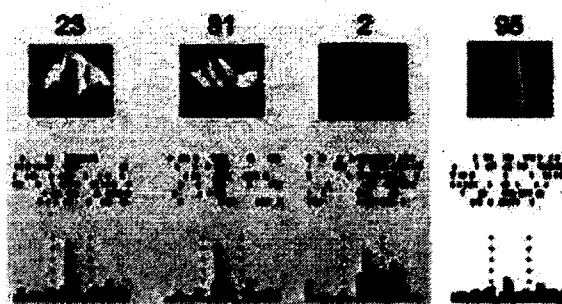


FIGURE 2.1: Réponse de neurones MTL (QUIROGA et al., 2005)

Il faut savoir que la théorie des cellules nerveuses de type *grand-mère* n'est pas reconnue par tous. En effet, plusieurs croient plutôt que l'information serait codée sur une structure d'activité d'un ensemble de neurones. Cette théorie consiste donc en une représentation distribuée d'un stimulus sur une population de neurones. Plutôt que d'avoir une structure hiérarchique où l'information est de plus en plus précise, elle serait plutôt disséquée en de nombreux éléments de plus grande simplicité pour être distribuée sur un ensemble important de neurones. Les travaux de Barbeau (BARBEAU et al., 2008) ont montré que le procédé cognitif de reconnaissance faciale, pour des visages célèbres, exigerait un ensemble fort complexe de processus locaux et distributifs qui interagiraient entre eux de manière dynamique.

De même, les travaux de Shuler et Bear (SHULER et BEAR, 2006) vont à l'encontre de cette idée de hiérarchie. Ces derniers ont étudié l'activité neuronale du cortex visuel primaire, nommé V1, en établissant une corrélation étroite entre des stimulus visuels et une récompense. Leurs résultats ont fait croire que les attentes de récompenses influençaient la zone V1, et que, par conséquent, il ne s'agissait pas simplement d'un traitement hiérarchique de l'information. L'utilisation de neurones complexes serait non représentative du traitement de l'information effectué dans le cerveau, il faudrait alors éviter leur utilisation dans un réseau de neurones

artificiels. Ceci va donc à l'encontre des choix de conception posés dans le développement du réseau de neurones à décharges SyncOsc. En effet, les choix portés prirent surtout en considération la première ligne de pensée, soit une représentation hiérarchique de l'information.

### 2.2.3 Neurophysiologie

Certaines études en neurophysiologie rapportent aussi l'existence de neurones qui réduisent grandement les effets de bruit et diminuent le nombre de neurones requis pour une représentation neuronale. Les travaux de Jortner (JORTNER et al., 2007) sur le système olfactif de la locuste démontrent que la synchronisation de neurones sur les champs récepteurs est indispensable au codage épars. En d'autres mots, le nombre de neurones sur la seconde couche du réseau est largement inférieur à celui de la première couche, ce qui pourrait être considéré comme un échantillonnage de la représentation. Bien que plus général que la notion de neurone *grand-mère*, il s'agit d'une concentration de l'information sur une quantité plus limitée de neurones.

De plus, cet échantillonnage pourrait être ultérieurement exploré comme piste pour réaliser du *compressed sensing*, notion tirée des travaux de Donoho (DONOHO, 2006). La technologie actuelle permet d'acquérir et d'utiliser une quantité toujours grandissante de données. Il est su également qu'une grande partie de ces données peuvent être éliminées tout en conservant une excellente représentation de l'ensemble. Donoho suggère donc de n'acquérir que les données essentielles à une bonne représentation, ce que les neurones complexes pourraient réaliser. Les travaux de Pichevar et Rouat (PICHEVAR et ROUAT, 2008) sont un bon exemple de codage épars qui pourrait mener au *compressed sensing*. Bien que ce mémoire n'ait pas la prétention d'employer un codage parsimonieux à l'aide de neurones complexes, il s'agit d'une piste de recherche intéressante pour des travaux futurs dans le domaine.

En somme, toutes ces lectures ont motivé la réalisation d'un nouveau modèle pour les neurones complexes. Leur caractéristique première consisterait en une nécessité de synchronisation des neurones présynaptiques pour qu'il y ait déclenchement du neurone. Ils pourraient alors agir sur plusieurs fronts dans un même système, soit d'abord en tant que filtre pour diminuer les effets de bruit et, en second lieu, en tant qu'échantillonneur par une concentration de l'information sur une quantité limitée de neurones complexes.

## 2.3 Réseau de neurones à décharges

### 2.3.1 Neurone biologique

Avant de présenter différents modèles de neurones, il est important de connaître la structure interne du neurone biologique, ses éléments constitutants. Ce dernier se compose de trois sections principales : les dendrites, le soma et l'axone (figure 2.2). La vision habituelle soutient que les informations entrantes du neurone commencent leurs parcours aux dendrites pour se rendre au soma. Toutefois, un transit d'informations du soma vers les dendrites a également été mis en évidence (non considéré dans ce projet de recherche). Au soma, le neurone traite le signal pour ensuite envoyer des informations de sortie par l'axone. Se trouvent finalement les synapses, espaces séparant l'axone des dendrites et assurant la connexion entre différents neurones.

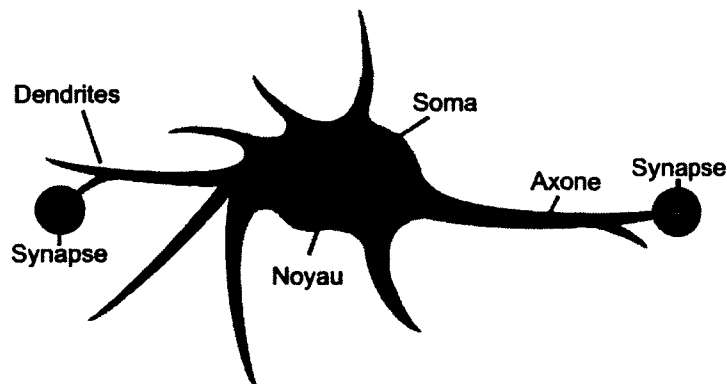


FIGURE 2.2: Schéma du neurone biologique

Avant de se rendre à l'axone, le signal subit une intégration. Lorsque cette dite intégration dépasse un certain seuil, une décharge est alors émise et se propage, au moyen des synapses, aux dendrites des neurones avoisinants. Le neurone transmetteur est dit pré-synaptique et le neurone récepteur, post-synaptique. L'ensemble des connexions entre neurones forme un réseau de neurones. Par exemple, le cerveau humain est un réseau extrêmement ramifié fait de milliards de neurones ainsi que de milliards de connexions synaptiques, d'où sa grande complexité.

### 2.3.2 Modèle d'Hodgkin-Huxley

Ce modèle fut mis au point conjointement par Hodgkin et Huxley (HODGKIN et HUXLEY, 1952) suite à l'étude de la propagation d'un courant électrique à travers la membrane de surface d'une fibre nerveuse de calmar géant. Il s'agit du modèle le plus complet qui soit de l'axone d'un neurone, et demeure, à ce jour, une référence majeure dans le domaine des neurosciences. Puisqu'il a pour objectif premier la modélisation d'un axone, il y a place à d'autres modèles souvent plus simples dans les applications de réseaux de neurones artificiels.

### 2.3.3 Modèle intégration et décharges

Le modèle intégration et décharges est un modèle très simplifié d'un neurone. Tout comme le neurone biologique, il possède des entrées, un soma pour l'intégration de l'information et des connexions synaptiques vers d'autres neurones. Les entrées sont des décharges provenant de neurones voisins, le soma traite cette information qui a pour effet d'augmenter le potentiel électrique interne du neurone récepteur. Finalement, si le potentiel électrique du neurone atteint un certain seuil, il y a décharge et envoi d'un message - sous la forme d'une décharge - aux neurones voisins. Après le phénomène de décharge, le potentiel interne se remet à zéro, ce qui permet d'observer une oscillation du neurone. En effet, le cycle (augmentation du potentiel interne et décharge) se répétera dans le temps, ce qui est considéré comme une oscillation du neurone (pas nécessairement périodique), comme illustré à la figure 2.3.

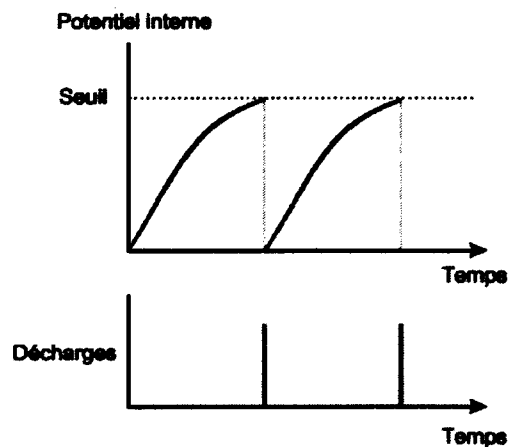


FIGURE 2.3: Fonctionnement d'un neurone à décharges - Modèle intégration et décharges

La figure 2.3 montre la variation du potentiel membranaire d'un neurone en fonction du temps tel qu'elle a été implémentée à l'aide du modèle intégration et décharges. Le potentiel augmente donc jusqu'à l'atteinte du seuil pour ensuite retomber à zéro. Cet instant constitue une décharge et celle-ci est représentée par une barre verticale. L'intervalle de temps entre deux décharges consécutives correspond à la période de décharge, lorsque le neurone est oscillant périodique.

### 2.3.4 Réseau de Sompolinsky et al.

Le réseau de Sompolinsky et al. (SOMPOLINSKY et TSODYKS, 1994) est un système comprenant des neurones oscillatoires avec mémoire, neurones régis par un modèle qui leur est propre, intitulé Sompolinsky et al., et qui est décrit un peu plus loin. Leur réseau permet de segmenter un stimulus en employant un ensemble d'images composées chacune d'un objet et d'un arrière-plan. En effet, ils ont montré que pour une image source donnée, ou stimulus, les caractéristiques locales semblables aux caractéristiques des objets en mémoire entraîneront une synchronisation des phases des neurones. Cette synchronisation signifie que les oscillateurs appartiennent au même objet. Il y a donc segmentation. La figure 2.4, page 13, présente la structure du réseau de Sompolinsky et al.

Il a été mentionné que leur modèle de neurone oscillateur employé est de type Sompolinsky et al. (SOMPOLINSKY et TSODYKS, 1994). La décharge d'un tel oscillateur est considérée comme un événement stochastique, il déchargera dans le temps selon l'équation de probabilité 2.1.

$$P_r(t) = V(r) (1 + \lambda \cos(\phi(r, t))) \quad (2.1)$$

où  $P$  est la probabilité que le neurone  $r$  décharge au temps  $t$  et  $\lambda$  est un coefficient qui gouverne la contribution relative de l'activité du neurone. L'amplitude  $V(r)$  ne dépend pas du



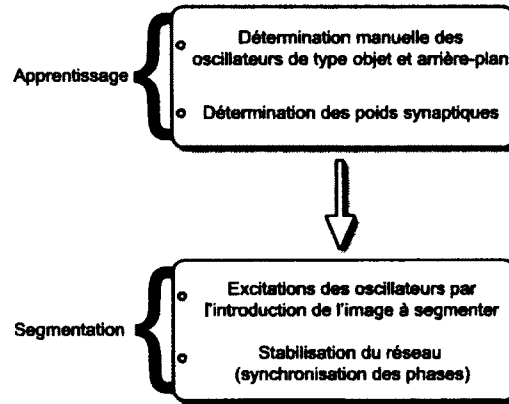


FIGURE 2.4: Structure du réseau de Sompolinsky et al. La première étape est l'apprentissage du réseau. Cet apprentissage débute par l'apport d'une image où figurent des objets et un arrière-plan. Il y a alors assignation manuelle des oscillateurs de type objet ou de type arrière-plan. Avec cette information, il y a détermination des poids synaptiques entre les oscillateurs. La seconde étape consiste en la segmentation d'un stimulus (d'une image). L'information contenue dans l'image à segmenter apporte de nouvelles excitations aux oscillateurs du réseau, c'est-à-dire qu'elle active différents oscillateurs et demande une synchronisation du réseau. Cette activation repose sur l'équation d'évolution des phases 2.2. Après des échanges entre oscillateurs (décharges et contributions synaptiques), le réseau stabilisera et l'information du réseau sera comprise dans la phase des oscillateurs. Il y aura synchronisation entre oscillateurs d'un même objet et désynchronisation entre les neurones de différents objets ou de l'arrière-plan.

temps, elle est plutôt déterminée par un stimulus local externe. La phase  $\phi(r, t)$  informe de l'aspect temporel du neurone. L'information sur le contenu du stimulus, l'image à segmenter, se trouve dans cette phase  $\phi(r, t)$  des neurones oscillatoires. Les phases sont des variables dynamiques qui évoluent dans le temps selon les équations 2.2 et 2.3.

$$\phi(r, t) = \omega + \eta(r, t) - \sum_{r' \neq r} J(r, r') \sin [\phi(r, t) - \phi(r', t)] \quad (2.2)$$

$$J(r, r') = V(r)W(r, r')V(r') \quad (2.3)$$

où  $\omega$  est la fréquence d'oscillation,  $\eta(r, t)$  est un bruit externe sur le neurone  $r$  et  $J(r, r')$  le poids synaptique entre les neurones  $r$  et  $r'$ . La phase  $\phi(r, t)$  est donc réduite si  $r'$  n'est pas synchrone avec  $r$ . Aussi, ces poids synaptiques sont déterminés par un apprentissage semblable à la règle de Hebb (*Hebb-like learning*). L'apprentissage de Hebb (HEBB, 1949) consiste en l'augmentation du poids synaptique entre les neurones A et B lorsque A persiste à prendre part à l'excitation de B (B est le neurone post-synaptique). Les poids sont donc dynamiques.

$W(r, r')$ , au sein de l'équation 2.3, reflète l'information apprise lors de l'étape d'apprentissage du réseau. En effet, la première étape dans le réseau de Sompolinsky et al. est l'apprentissage, d'où la notion de neurones oscillatoires avec mémoire. On y présente une image pour définir les paires de neurones d'un même objet. Les équations relatives à cette étape sont assez lourdes et complexes, elles ne sont donc pas présentées ici. Toutefois, il importe au lecteur de comprendre qu'au début de l'apprentissage l'utilisateur doit attribuer soit la mention objet ou arrière-plan aux différentes caractéristiques locales de l'image, ce qui joue un rôle crucial dans la détermination de  $W(r, r')$ .

L'étape suivante dans le réseau consiste en la segmentation par la superposition d'un stimulus sur les objets mémorisés du réseau. Ce procédé de superposition consiste en fait à l'apport d'excitations, provenant de l'image à segmenter, aux neurones oscillatoires. Ceci active différents neurones jusqu'à stabilisation du système. À ce moment-là, il y aura synchronisation des neurones d'un même objet ainsi que désynchronisation entre les neurones de différents objets ou de l'arrière-plan.

Ce réseau est donc employé pour effectuer de la segmentation uniquement, ce qui s'éloigne de l'application recherchée où il doit y avoir reconnaissance de formes au sein de deux images. Toutefois, il s'agit d'une segmentation par reconnaissance de formes préalablement mémorisées dans la phase des neurones, ce qui s'apparente à de l'appariement de formes (*matching*). En effet, il serait possible d'adapter le réseau de Sompolinsky et al. afin d'effectuer un apprentissage sur une image de référence complexe et, ensuite, réaliser un appariement de formes. Malheureusement, ce procédé demanderait toujours la contribution de l'utilisateur, ce qui

s'éloigne du système recherché. Tout de même, cet algorithme présente des résultats intéressants pour la segmentation. Il a comme force également de pouvoir attribuer aux neurones, lors du prétraitement, le type objet ou arrière-plan. Ceci a pour effet positif d'éviter la considération de neurones jugés sans importance.

### 2.3.5 Oscillateur de Wang-Terman

Malsburg (MALSBURG et SCHNEIDER, 1981) a démontré que la représentation des différents objets provenait des oscillations neuronales. En effet, des neurones oscillatoires synchronisés représenteront le même segment, tandis qu'une désynchronisation indiquera la présence de segments distincts. Ces travaux ont inspiré la création de plusieurs modèles, dont une majorité se servent de connexions synaptiques globales<sup>1</sup>. Toutefois, ceci a soulevé une autre question, à savoir s'il était possible d'établir une synchronisation globale en n'employant que des connexions synaptiques locales.

Sous ce rapport, les recherches de Wang et Terman (WANG, 1995) (WANG et TERMAN, 1995) avaient pour but de concevoir un réseau de neurones où se retrouverait cette synchronisation globale tout en n'employant que des connexions locales entre neurones oscillatoires. Cet aspect local, qui réduit considérablement le nombre de liens synaptiques du réseau, permet de maintenir la relation géométrique des neurones, une information critique pour leur regroupement. En effet, dans une application telle la segmentation d'images, cette information est absolument requise.

Ainsi, leur réseau de neurones, intitulé *Locally excitatory, globally inhibitory oscillator networks* ou plus simplement LEGION, fut mis de l'avant. Il comporte trois aspects. D'abord un modèle propre d'un neurone oscillatoire qui consiste en une boucle de rétropropagation entre une unité excitatrice  $x$  et une autre inhibitrice  $y$ . Ces deux unités répondent aux équations 2.4 et 2.5.

---

<sup>1</sup>Des connexions synaptiques globales indiquent des liens synaptiques avec l'ensemble des neurones. Des connexions synaptiques locales indiquent plutôt des liens synaptiques dans un voisinage restreint autour d'un neurone donné.

$$\dot{x} = 3x - x^3 + 2 - y + I \quad (2.4)$$

$$\dot{y} = \epsilon (\alpha (1 + \tanh(x/\beta)) - y) \quad (2.5)$$

où  $I$  est une stimulation externe du neurone oscillatoire. Le paramètre  $\epsilon$ , choisi selon  $0 < \epsilon \ll 1$ , fait varier l'étendue de temps des oscillations. La fonction  $\dot{x}$  est donc cubique et la fonction  $\dot{y}$  est sigmoïdale avec paramètres  $\alpha$  et  $\beta$ . Lorsque  $I > 0$ , c'est-à-dire qu'il y a apport d'une stimulation externe, le neurone oscille et alterne entre une phase active (valeurs élevées de  $x$ ) et une phase de relaxation (valeurs basses de  $x$ ). Le passage entre phase active et phase de relaxation est très rapide et perçu comme une décharge du neurone oscillatoire.

Le second aspect de LEGION est la présence de connexions locales excitatrices pour synchroniser en phase les oscillateurs d'un même segment. En d'autres mots, des connexions locales permettent une synchronisation des moments de décharges des neurones qui appartiennent à un même segment. Chacun des oscillateurs  $i$  du réseau se voit donc répondre aux équations 2.6 et 2.7.

$$\dot{x}_i = 3x_i - x_i^3 + 2 - y_i + I_i + S_i + \rho \quad (2.6)$$

$$\dot{y}_i = \epsilon (\alpha (1 + \tanh(x_i/\beta)) - y_i) \quad (2.7)$$

où  $\rho$  est l'amplitude d'un bruit blanc Gaussien ajouté afin de faciliter la désynchronisation des oscillateurs.  $S_i$  symbolise plutôt la somme des contributions synaptiques provenant des autres neurones du réseau et répond à l'équation 2.8.

$$S_i = \sum_{k \in N(i)} W_{ik} H(x_k - \theta_x) - W_z H(z - \theta_z) \quad (2.8)$$

où  $H$  est la fonction de Heaviside (fonction échelon) définie par  $H(v) = 1$  pour  $v \geq 0$  et  $H(v) = 0$  pour  $v < 0$ ,  $W_{ik}$  le poids synaptique entre les oscillateurs  $i$  et  $k$ ,  $\theta_x$  et  $\theta_z$  deux seuils qui influenceront la valeur de  $H$ ,  $N(i)$  les voisins de l'oscillateur  $i$  et, finalement,  $W_z$  le poids de l'inhibition provenant du contrôleur global. Ce contrôleur global est le troisième aspect de LEGION (voir figure 2.5). Il assure une désynchronisation entre les différents segments, c'est-à-dire désynchronisation entre les sous-groupes de neurones appartenant à des segments différents d'images. Il est bien de savoir également qu'il existe une version de LEGION employant des neurones de type intégration et décharges (CAMPBELL et al., 1999). En effet, des travaux subséquents ont permis le passage des oscillateurs aux neurones à décharges.

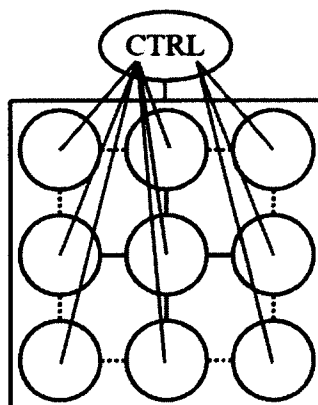


FIGURE 2.5: Structure à deux dimensions du réseau de neurones LEGION. Les cercles symbolisent chacun un neurone oscillatoire tandis que les liens entre eux simulent les connexions synaptiques. L'inhibiteur global (CTRL) agit sur tous les neurones, d'où la présence de traits reliant le CTRL à l'ensemble des neurones.

En assignant un neurone à chacun des pixels d'une image source en plus de régir les poids synaptiques entre oscillateurs (ou neurones à décharges) selon les valeurs de pixel, ils ont testé leur réseau de neurones dans une application de segmentation d'images. Ainsi, une segmentation a pu être établie par une synchronisation temporelle des neurones pour un même segment, prouvant du fait l'efficacité de leur modèle. Ce dernier ne peut malheureusement pas effectuer de reconnaissance de formes entre deux images tel que recherché. Il reste une référence importante dans la compréhension du comportement des réseaux de neurones à décharges lors de la segmentation.

### 2.3.6 ODLM

Ici est présenté le réseau de neurones à décharges développé par Pichevar et Rouat (PICHEVAR et al., 2006). Ce réseau implémente le principe de corrélation temporelle (MILNER, 1974) (MALSBERG, 1999). Il s'agit encore une fois d'une technique inspirée des capacités associatives du cerveau, où l'information codée repose sur les instants de décharges des neurones plutôt que sur leur amplitude. La base de ce système consiste donc en des neurones oscillatoires (phase active de l'oscillateur lors des décharges et phase de relaxation lorsque silencieux).

Chacun des pixels d'une image se traduit par un neurone ; il y a donc une couche de neurones par image (voir figure 2.6). Dans le cas de la reconnaissance de formes, il y a présence de deux couches, une pour les formes de références et une seconde pour les formes à identifier. Voici d'abord toutefois le modèle de neurone employé aux équations 2.9 et 2.10.

$$\dot{x}_{i,j} = 3x_{i,j} - x_{i,j}^3 + 2 - y_{i,j} + \rho + H(p_{i,j}^{input}) + S_{i,j} \quad (2.9)$$

$$\dot{y}_{i,j} = \epsilon (\gamma (1 + \tanh(x_{i,j}/\beta)) - y_{i,j}) \quad (2.10)$$

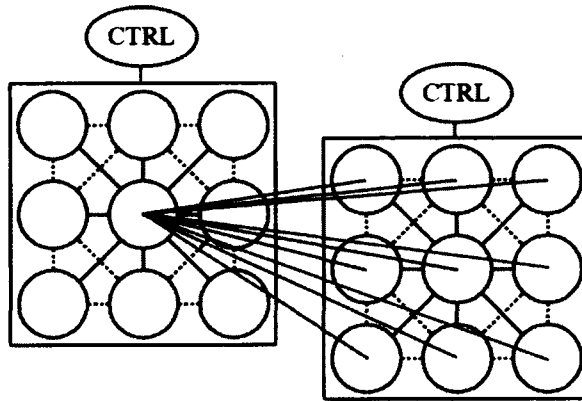


FIGURE 2.6: La structure du réseau de neurones à décharges ODLM compte deux couches (d'où les deux carrés). Un cercle symbolise un neurone et les traits au sein d'une même couche indiquent les liens synaptiques intra-couche. Il est à noter que, contrairement au réseau LEGION (section 2.5), chaque neurone est connecté à ses voisins diagonaux, pour un total de huit voisins intra-couche. Afin d'alléger la figure, seuls les liens synaptiques extra-couche du neurone central de la première couche sont présents, soit les traits qui passent d'une couche à l'autre. Ces échanges entre les deux couches du réseau permettent d'établir une comparaison entre deux images fournies en entrées du système. Les contrôleurs globaux (CTRL) agissent chacun sur une couche du réseau et permettent la désynchronisation des différents segments.

où  $x_{i,j}$  est le potentiel de membrane du neurone (sortie),  $y_{i,j}$  l'état pour le canal d'activation ou d'inactivation du neurone,  $H$  la fonction de Heaviside (fonction échelon) définie par  $H(v) = 1$  pour  $v \geq 0$  et  $H(v) = 0$  pour  $v < 0$ ,  $p_{i,j}^{input}$  un stimulus externe du neurone et  $\rho$  l'amplitude d'un bruit blanc Gaussien ajouté afin de faciliter la désynchronisation des oscillateurs. Les variables  $\gamma$ ,  $\beta$  et  $\epsilon$  ne sont que trois constantes. Il s'agit du modèle de neurone employé en 2006 par ODLM. Depuis, ce modèle a été simplifié, ceci sera repris un peu plus loin dans le mémoire.

$S_{i,j}$ , dans l'équation 2.9, symbolise plutôt la somme des contributions synaptiques provenant des autres neurones du réseau. Les échanges entre les neurones, grâce à leurs liens synaptiques, régissent la synchronisation (phase) en groupes de neurones. Ces contributions peuvent avoir lieu à la fois au sein d'une même couche (intra-couche) et entre deux couches distinctes (extra-couche), soit l'équation 2.11.

$$\begin{aligned}
S_{i,j}(t) = & \sum_{k,m \in N^{ext}(i,j)} \{w_{i,j,k,m}^{ext} H(x^{ext}(k, m; t))\} \\
& + \sum_{k,m \in N^{int}(i,j)} \{w_{i,j,k,m}^{int} H(x^{int}(k, m; t))\} - \eta G(t)
\end{aligned} \tag{2.11}$$

où  $S_{i,j}(t)$  est la contribution synaptique totale reçue par le neurone  $(i, j)$  au temps  $t$ ,  $w_{i,j,k,m}^{int}$  le poids synaptique intra-couche entre les neurones  $(i, j)$  et  $(k, m)$ ,  $w_{i,j,k,m}^{ext}$  le poids synaptique extra-couche entre les neurones  $(i, j)$  et  $(k, m)$  et  $\eta G(t)$  l'apport d'un contrôleur global ( $\eta$  doit être fixé à une valeur inférieure au poids synaptique maximal).  $H$ , la fonction de Heaviside, est régie par  $x^{ext}(k, m; t)$  et  $x^{int}(k, m; t)$ , respectivement la sortie externe du neurone  $(k, m)$  et la sortie interne du neurone  $(k, m)$ , toujours au temps  $t$  bien entendu.

Au cours de la première étape d'ODLM (segmentation), il y a absence de lien extra-couche, tandis qu'on retrouve des liens intra-couche et extra-couche durant la seconde étape d'ODLM (appariement de formes). Les conclusions mises en évidence par l'application de reconnaissance de formes relèvent donc de l'interprétation de la réponse du réseau de neurones à décharges en fonction des entrées fournies. La figure 2.7 illustre, par un exemple simple, le déroulement de la reconnaissance de formes telle qu'elle est effectuée par le réseau de neurones à décharges ODLM.

Une autre propriété intéressante de ce réseau est la notion de neurones *leaders* et *followers*. Cette caractéristique propre à chacun des neurones est définie lors de l'initialisation du réseau. Un neurone *follower* aura la particularité de ne pouvoir décharger que suite au déclenchement d'un neurone de type *leader*. En effet, un neurone *follower* possède une entrée externe  $I$  inférieure au seuil de décharge, il requiert alors l'apport d'un neurone *leader* qui lui possède une entrée externe  $I$  supérieure au seuil de décharge  $\theta$ . Ceci permet de minimiser l'impact de certains neurones qui entraînent l'apparition de petits segments indésirables, un atout dans plusieurs applications de reconnaissance de formes.



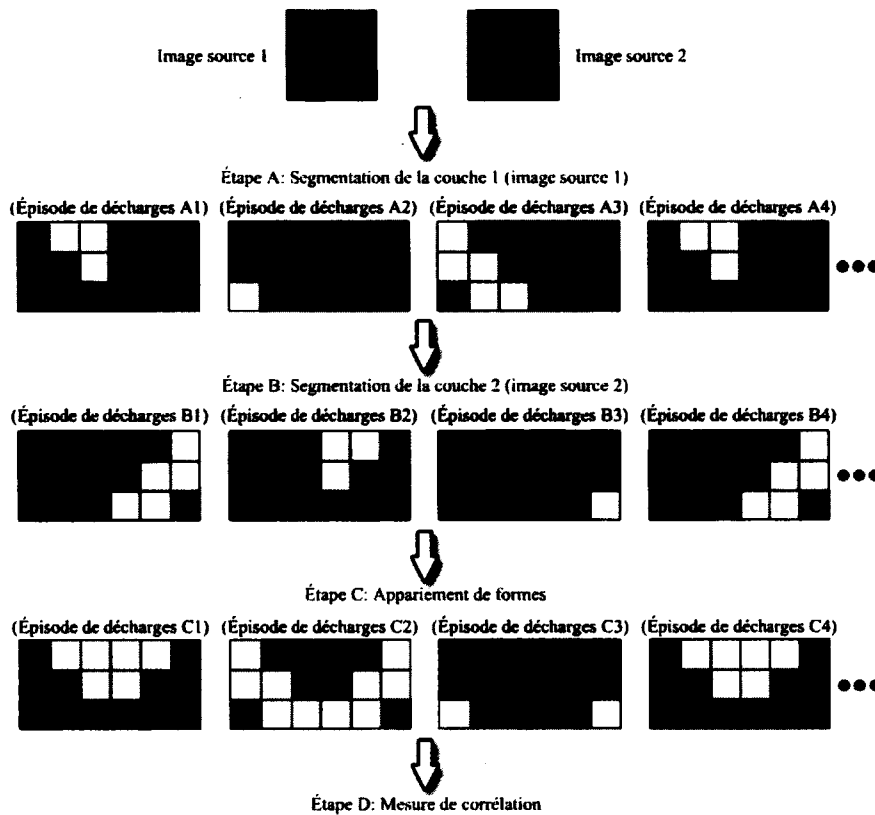


FIGURE 2.7: Exemple de reconnaissance de formes par ODLM. Le réseau reçoit en entrées les images sources 1 et 2, soit une image de référence et une image inconnue respectivement. Le traitement débute par l'étape A qui consiste en la segmentation de la couche 1 du réseau (image source 1). Sur les images des épisodes de décharges, la décharge d'un neurone est exprimée par un carré blanc tandis qu'un carré noir indique une inactivité. Puisqu'il s'agit, à l'étape A, de la segmentation de la couche 1, aucun des 9 neurones de la couche 2 (section de droite) ne décharge. Au sein de l'épisode de décharges A1, 3 neurones déchargent, en synchronisme, et forment alors un segment. De même, les neurones qui déchargent en A2 et A3 forment 2 autres segments. En A4 on voit qu'un cycle s'est établi dans les épisodes de décharges, puisque A4 correspond à A1. Il y a donc stabilisation et complétion de la segmentation de la couche 1.

Le traitement se poursuit par l'étape B qui consiste en la segmentation de la couche 2 (image source 2). Le principe appliqué est le même que pour l'étape A, sauf qu'ici seuls les 9 neurones de droite pourront décharger. La synchronisation des décharges y forment 3 segments distincts.

Par après, il y a ajout de liens synaptiques extra-couche pour l'étape C, soit l'appariement de formes. Par une communication entre tous les neurones, il y a apparition de synchronisations de décharges, ce qui indique les similitudes entre les segments des couches 1 et 2. Finalement, il y a détermination de la corrélation entre les deux images d'entrées par une mesure de la synchronisation des neurones lors de l'étape D.

Une des forces principales de cet algorithme est qu'il ne demande pas d'apprentissage préalable au traitement des données. En effet, il ne requiert que l'information contenue dans les deux images sources pour réaliser le traitement. De plus, ses nombreux paramètres lui donnent une possibilité d'adaptation pour répondre aux besoins de diverses applications de reconnaissance de formes. Toutefois, l'ajustement de ces paramètres est assez fastidieux et peu intuitif. Une autre lacune concerne les temps de calculs qui sont trop élevés, surtout lorsqu'il faut traiter des images de plus grandes tailles. Finalement, il ne peut traiter des images de tailles imposantes, dû à des demandes mémoires qui dépassent les limites matérielles.

## **2.4 Reconnaissance de formes**

### **2.4.1 En audio**

Le système auditif est une merveille biologique d'une grande complexité. C'est pourquoi la mise en oeuvre d'une approche neurocomputationnelle de reconnaissance de formes audio fait l'objet d'une analyse exhaustive. Il faudrait employer un modèle complet de l'audition afin de prétraiter adéquatement les signaux, ce qui dépasse ici l'objectif du travail de maîtrise réalisé.

### **2.4.2 En image**

La reconnaissance de formes pour des images conventionnelles ne demande pas un prétraitement aussi élaboré qu'en audio et il est possible d'obtenir néanmoins des résultats intéressants. Pour cette raison, les efforts ont été concentrés sur des expériences en traitement d'images. De plus, il y a eu appel au système de référence ODLM, avec implémentation basée sur le modèle à intégration et décharges, pour comparer les résultats, ce système étant également un réseau de neurones à décharges qui a été bien éprouvé et évalué dans le cadre d'un projet INNOV du CRSNG.

### **2.4.3 Elastic Graph Matching**

Cette technique (WESTPHAL, 2006) qui tente de résoudre le problème de correspondance, est un algorithme qui associe, aux objets d'une image, un modèle comportant des noeuds représentant des points d'intérêt locaux de l'image. Ainsi, cette technique requiert d'abord un

apprentissage pour la création d'un modèle à deux dimensions, aussi appelé modèle graphique  $G^M$ . Les noeuds sont définis par la réponse complexe d'un banc de filtres de Gabor, ce qui constitue un *jet*. De plus, il peut y avoir des segments reliant certains noeuds du modèle (voir figure 2.8).

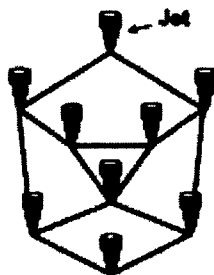


FIGURE 2.8: Exemple d'un modèle graphique à 9 noeuds. Un *jet* est en fait un noeud défini par la réponse complexe d'un banc de filtres de Gabor. Il y a présence de 9 noeuds sur ce modèle graphique. Les traits entre certains *jets* indiquent les positions relatives de ces derniers, positions qui peuvent être utilisées pour la préservation de la forme du modèle.

La reconnaissance d'objet nécessite le positionnement optimal d'un modèle graphique de l'objet à reconnaître sur l'image d'entrée, soit l'étape de *matching*. Ceci peut être accompli en maximisant la similarité locale des points d'intérêt. Afin de déterminer si deux points de deux images distinctes se recoupent très bien, il faut appliquer une mesure de similarité. Deux *jets* sont alors comparés, ce qui donne une mesure comprise entre 0 et 1. Plus la correspondance est élevée, plus la mesure est élevée, et ce jusqu'à l'atteinte de 1 lorsque les deux *jets* sont identiques. Plusieurs équations peuvent être utilisées pour mesurer cette correspondance. L'équation 2.12 est une fonction basée sur l'amplitude des réponses aux filtres de Gabor.

$$s(J, J') = \frac{\sum_{m,l} a_{\underline{k},m,l} \cdot a'_{\underline{k},m,l}}{\sqrt{\sum_{m,l} a_{\underline{k},m,l}^2} \cdot \sqrt{\sum_{m,l} a'_{\underline{k},m,l}^2}} \quad (2.12)$$

où  $s(J, J')$  est la similarité mesurée entre les deux *jets*  $J$  et  $J'$ ,  $\underline{k}$  un vecteur d'ondelettes pour les filtres de Gabor,  $l$  une direction d'ondelette,  $m$  une fréquence d'ondelette et  $a_{\underline{k},m,l}$  une amplitude d'une réponse complexe aux filtres de Gabor de paramètres  $\underline{k}$ ,  $m$  et  $l$ .

La similarité totale entre l'image d'entrée, prétraitée par un filtrage en ondelettes de Gabor, est donc la moyenne des similarités locales de tous les points d'intérêt, soit l'équation 2.13.

$$S(I, M, \underline{t}) = |G^M|^{-1} \cdot \sum_{(\underline{x}_v, J_v) \in G^M} s(J^I(\underline{x}_v - \underline{t}_0 + \underline{t}), J_v) \quad (2.13)$$

où  $S$  est la similarité d'une image d'entrée  $I$  selon une fréquence d'ondelette  $M$  et un vecteur de déplacement  $\underline{t}$ ,  $s$  la fonction de similarité pour deux jets (équation 2.12),  $\underline{x}_v$  la position du noeud  $v$ ,  $\underline{t}_0$  un second vecteur de déplacement pour obtenir des positions relatives,  $J^I$  un jet de l'image et  $J_v$  le jet du noeud  $v$ . En d'autres mots, cette équation effectue un prétraitement de l'image d'entrée  $I$ , ce qui offre un modèle graphique d'entrée. Ce dernier est déplacé selon différents vecteurs  $\underline{t}$ . Suivant chaque déplacement, il y a mesure de la similarité totale  $S$  entre le modèle graphique d'entrée et un modèle graphique de référence par la somme des similarités locales  $s$  (similarités entre tous les jets des modèles graphiques).

Il a été mentionné que, afin de trouver l'objet dans l'image, le modèle graphique est translaté itérativement selon un vecteur de déplacement  $\underline{t}$  de façon à maximiser la similarité totale, soit l'équation 2.14.

$$S_{best}(I, M) = \max_{\underline{t} \in G} \{s(I, M, \underline{t})\} \quad (2.14)$$

La reconnaissance d'un objet est déterminée par un seuil de similarité. En d'autres mots, l'objet sera considéré reconnu et trouvé si la similarité maximale  $S_{best}$  dépasse un certain seuil, sinon il n'y aura pas reconnaissance de l'objet.

Cet algorithme a pour avantage de posséder une mesure quantitative de similarité entre l'image de référence et l'image analysée. Toutefois, il demande d'abord un apprentissage afin de réaliser un modèle de l'image. Cette technique doit donc effectuer un prétraitement important et connaître préalablement le contenu de l'image avant d'effectuer la reconnaissance de formes, une limitation qui n'était pas désirée pour résoudre la problématique. Il est intéressant de noter également que l'utilisation de graphes provient des travaux de Malsburg (MALSBURG, 1999) sur le *binding* par oscillations. En effet, les graphes furent choisis pour contrer les difficultés de cette époque dans une mise en oeuvre par l'utilisation de neurones à décharges, difficultés qui ont aujourd'hui été surmontées.

# CHAPITRE 3

## APPROCHE ET STRATÉGIE ADOPTÉE

### 3.1 Introduction

Ce chapitre discute de l'approche employée pour le développement du réseau de neurones à décharges SyncOsc ainsi que de la stratégie adoptée pour son évaluation. D'abord, il faut rappeler qu'il était désiré de tirer profit des évidences neurophysiologiques énoncées et admises dans la recension des écrits. En effet, en audition, en vision et dans le domaine somato-sensoriel, l'existence de neurones complexes ayant une activité reliée à la synchronisation de leurs neurones présynaptiques a pu être observée. Ces caractéristiques ont été intégrées dans un nouveau modèle de neurones complexes exposé dans ce chapitre.

Il convient de mentionner également que l'échantillonnage (ou compression) de l'information proposée dans ce mémoire ne fait pas partie des travaux de Pichevar et Rouat (PICHEVAR et al., 2006). Cette compression promet une accélération importante des temps de traitement et pourrait améliorer les réseaux actuellement utilisés au laboratoire NECOTIS de l'Université de Sherbrooke. Par contre, il est requis d'examiner de près les incidences de cet échantillonnage avant d'étendre son application aux réseaux de neurones, tel ODLM.

Ce chapitre explique donc le système avec neurones complexes conçu, présente les banques d'images employées pour son évaluation et discute brièvement des apports de la forme des segments. Ces dits tests, effectués sur un ensemble d'images, seront confrontés point par point aux performances du réseau mis de l'avant par Pichevar et Rouat (PICHEVAR et al., 2006).

## 3.2 Système avec neurones complexes

L'objectif premier, en ce qui concerne le système de reconnaissance de formes développé, visait à concevoir un algorithme comprenant un nouveau modèle de neurones complexes. Ce nouveau modèle devait posséder des caractéristiques similaires à celles des neurones complexes étudiés en neurosciences. Ceci consistait principalement en la concentration de l'information neuronale au sein d'un neurone complexe en fonction de la synchronisation de ses neurones présynaptiques. Le réseau de neurones développé fut alors intitulé SyncOsc, acronyme de *Synchronized Oscillations*.

De plus, d'autres contraintes furent imposées au réseau de neurones à décharges SyncOsc afin d'obtenir des performances intéressantes tant au niveau de la qualité des résultats qu'au niveau des temps de calculs. D'abord, il était désiré d'obtenir des temps de calculs relativement stables et uniformes malgré une augmentation significative de la taille des images employées. Ainsi, le système pourrait plus facilement convenir à diverses applications de reconnaissance de formes où les tailles requises des images sont diversifiées. Il était aussi souhaité d'éviter dans la mesure du possible la surcharge de l'espace mémoire, ce qui peut devenir un problème sérieux en traitement d'images. En effet, en aucun cas le système ne devait être limité par l'espace de la mémoire vive dans le choix des images à traiter.

Les sous-sections qui suivent présentent donc les développements menant au nouveau réseau de neurones à décharges avec neurones complexes SyncOsc. L'architecture globale du système élaboré est d'abord définie puis les choix quant à l'utilisation de valeurs entières pour les potentiels et poids synaptiques sont justifiés. Ensuite, le procédé d'optimisation des calculs de temps et potentiels dans un épisode de décharges est démontré, la tabulation des poids synaptiques est discutée et la projection de l'information de segmentation vers des neurones complexes est présentée.

### 3.2.1 Fonctionnement global du réseau de neurones à décharges

La figure 3.1 illustre l'architecture globale du réseau de neurones à décharges SyncOsc. Puisqu'il s'agit d'un système de reconnaissance de formes, il reçoit en entrées deux images

sources. La première jouera le rôle de référence, c'est-à-dire qu'elle contiendra les formes qui doivent être trouvées au sein de la seconde image source. La seconde image est donc celle qui contiendra les inconnus, soit les formes à identifier.

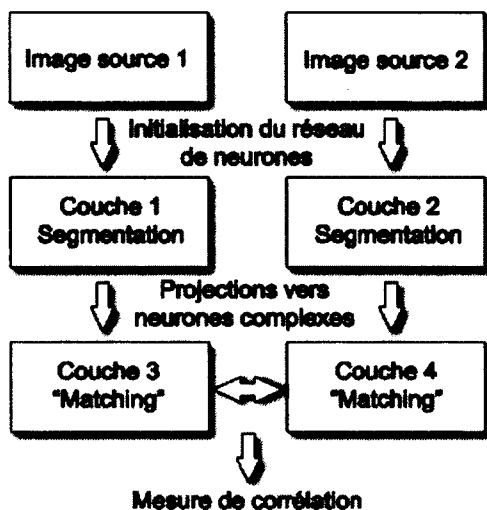


FIGURE 3.1: Schéma global de l'algorithme SyncOsc

Par la suite, une initialisation du réseau s'effectuera. Deux couches de neurones conventionnels à impulsion seront créées, soit un neurone par pixel des images sources. Suivra une segmentation des images au moyen de la synchronisation des temps de décharges. Cette étape n'emploie que des contributions synaptiques intra-couche ; il n'y a aucun échange entre les couches 1 et 2 du réseau.

Il sera alors possible de projeter l'information contenue dans les segments vers deux nouvelles couches de neurones complexes, procédé clé dans le travail de recherche réalisé. Par des contributions synaptiques intra-couche et extra-couche il y aura appariement de formes, c'est-à-dire qu'il y aura échange d'informations entre les couches 3 et 4 du réseau. C'est à ce moment précis que la reconnaissance effective des formes aura lieu. Finalement, la mesure de similarité entre les images sera effectuée, une mesure de corrélation basée sur les phases temporelles des neurones complexes.



### 3.2.2 Utilisation de valeurs entières pour les poids synaptiques et potentiels

Il a été vu précédemment qu'un neurone à décharges comporte un seuil régissant son potentiel de déclenchement. Dans la plupart des cas, ce seuil est fixé à 1, le neurone oscille donc en variant graduellement son potentiel de 0 à 1. Cependant, en vue d'une application informatique, cette fluctuation requiert l'usage de variables flottantes. Il était plutôt désiré de recourir à des variables entières puisque ces dernières sont manipulées plus rapidement par l'ordinateur conventionnel. Le but principal de ce choix de conception n'était donc que l'accélération du réseau. De plus, les variables entières occupent moins d'espace dans la mémoire vive que les variables flottantes, un atout recherché.

La solution à ce problème est fort simple : il ne suffit que de changer la valeur du seuil (figure 3.2). Il fut donc décidé de le multiplier par 1 000 000, ce qui permet de conserver une précision raisonnable des potentiels des neurones tout en ouvrant la porte aux variables entières. Au sein de l'algorithme ODLM, les valeurs flottantes sont de type *double* et sont donc représentées par 64 bits (pour un ordinateur 32-bit). Ceci offre une précision d'environ 14 ou 15 chiffres après la virgule. L'échelle des entières, comprise entre 0 et 1 000 000, offre plutôt 6 chiffres de précision, une diminution considérable certes, mais jugée acceptable lors de la conception initiale de SyncOsc.

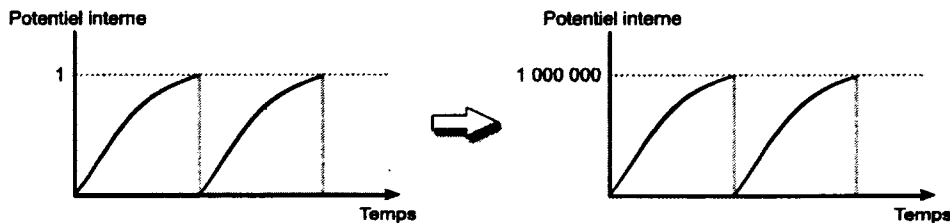


FIGURE 3.2: Modification du seuil de décharge - Le graphe de gauche montre un seuil conventionnel de 1, tel qu'utilisé dans ODLM. Le graphe de droite montre plutôt le seuil utilisé dans SyncOsc afin d'employer des variables entières. Il faut comprendre que l'échelle des potentiels n'est pas divisée de la même façon pour des valeurs entières ou flottantes. En effet, l'échelle flottante possède bien plus de niveaux de potentiels, entre 0 et 1, que l'échelle des entières. En d'autres mots, l'échelle flottante offre plus de valeurs possibles de potentiels que l'échelle des entières.

Encore faut-il avouer que l'impact de ce choix de conception n'est pas facile à prévoir. En effet, tel que discuté précédemment, ce passage occasionne une perte de précision. De plus, les contributions synaptiques entre neurones se voient aussi affectées. En effet, une contribution synaptique augmente le potentiel interne d'un neurone et, puisque le potentiel est un entier, il faut multiplier la contribution synaptique par 1 000 000 et l'arrondir à l'entier le plus près. Ceci occasionne une perte de précision additionnelle. Il était su que certains réseaux de neurones à décharges réagissaient vivement à de tels aménagements, tel le réseau ODLM de Rouat et Pichevar (PICHEVAR et al., 2006). C'est pourquoi les répercussions d'un tel choix ont fait l'objet d'une étude rigoureuse. Ceci est discuté dans les sections 4.2 et 5.2 de ce mémoire.

### **3.2.3 Optimisation des calculs dans un épisode de décharges**

Le réseau de neurones à décharges SyncOsc est un procédé itératif utilisé dans une application de reconnaissance de formes. À un moment précis dans le temps, appelé épisode de décharges (*firing step*), la valeur du potentiel transmembranaire de chacun des neurones est augmentée. Le procédé d'augmentation des potentiels assure l'apparition d'au moins une nouvelle décharge au sein du réseau, c'est-à-dire qu'il y a au moins un neurone où, suite à cette augmentation des potentiels transmembranaires, il y a dépassement du potentiel seuil de décharge. Il y a donc décharge du neurone qui, à son tour, aura pour effet d'augmenter le potentiel transmembranaire de certains autres neurones. En effet, une décharge entraîne des contributions synaptiques entre le neurone qui décharge et ses neurones voisins, ce qui augmente le potentiel de ces derniers neurones voisins. En somme, il faut comprendre qu'au cours d'un même épisode de décharges, des contributions synaptiques provenant des neurones qui déchargent sont observées, ce qui peut amener de nouveaux neurones à faire de même (décharge d'un neurone qui entraîne la décharge de X neurones qui, à leur tour, entraînent la décharge de Y neurones, ainsi de suite). Ce procédé est intitulé la boucle de propagation, car il y a propagation de décharges de neurones, voir figure 3.3.

Puisqu'il est voulu de faire appel à des variables entières, il importait de diminuer dans la mesure du possible l'utilisation des exponentielles et des logarithmes dans les calculs. De plus, une simplification de certaines équations pourrait imprimer une accélération non négligeable au réseau.

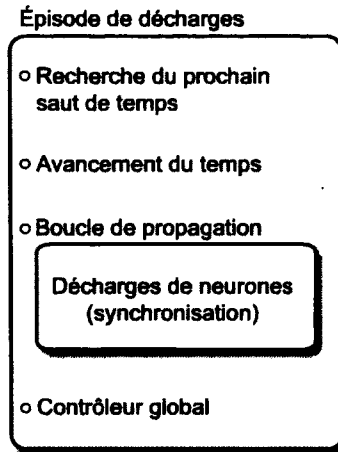


FIGURE 3.3: Structure d'un épisode de décharges. Il y a d'abord recherche du prochain saut de temps nécessaire à l'apparition d'une décharge (un saut de temps entraîne un saut de potentiel). En effet, chaque neurone  $i$  possède un temps actuel  $t_i$ . De plus, il est su qu'un neurone doit atteindre un temps  $t_{seuil}$  pour qu'il décharge (explication par les équations 3.1 à 3.12). Il faut donc débiter par trouver le saut de temps requis pour qu'au moins un neurone du réseau atteigne  $t_{seuil}$ . Une fois ce saut de temps trouvé, le temps  $t_i$  de tous les neurones est avancé. Il y a alors apparition de la boucle de propagation où les décharges auront lieu. Finalement, le contrôleur global termine l'épisode de décharges.

Avant d'expliquer les équation finales du système SyncOsc, il faut comprendre le modèle de neurone employé, soit un de type intégration et décharges LIF (*leaky integrate and fire neuron*). La figure 3.4 présente le circuit électrique équivalent au modèle LIF (ABBOTT, 1999).

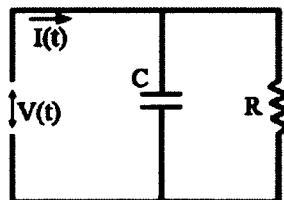


FIGURE 3.4: Circuit électrique équivalent au neurone à décharge LIF où  $I$  est le courant,  $R$  une résistance,  $C$  un condensateur et  $V$  le potentiel.

Le courant  $I(t)$  est, dans ce modèle, l'addition des courants passant par une capacitance  $C(t)$  et une résistance  $R(t)$ .  $V(t)$  symbolise le potentiel transmembranaire du neurone. La relation entre ces variables répond à l'équation de base 3.1.

$$I(t) = C(t) \frac{dV(t)}{dt} + \frac{V(t)}{R(t)} \quad (3.1)$$

Il faut comprendre que le potentiel  $V(t)$  augmente progressivement jusqu'à l'atteinte d'un seuil  $\theta$ , il y aura alors décharge. Le tout se produit selon deux traitements bien distincts du potentiel. D'abord, l'augmentation du potentiel en fonction du temps  $t$  répond à l'équation 3.1. Ensuite, il y a seuillage et décharge, en d'autres mots le potentiel est remis à 0 et le cycle (augmentation de potentiel et décharge) se poursuit. Puisqu'il est question de variation de potentiel, il est préférable d'écrire l'équation 3.1 sous la forme de l'équation 3.2.

$$\frac{dV(t)}{dt} = -\frac{1}{R(t)C(t)}V(t) + \frac{1}{C(t)}I(t) \quad (3.2)$$

Dans le réseau de neurones à décharges, certaines hypothèses posées permettent de simplifier cette équation. D'abord,  $R(t)$  et  $C(t)$  sont considérées constantes et le produit  $R(t)C(t)$  correspond à une constante temporelle appelée  $\tau$ . Une seconde hypothèse est que le courant  $I(t)$  reste lui aussi constant lorsque le neurone ne reçoit pas de décharges de la part des autres neurones. Il résulte de ces hypothèses que le neurone déchargera selon une période de temps fixe. Elles permettent aussi la simplification de l'équation 3.2, soit l'équation 3.3.

$$\frac{dV(t)}{dt} = -\frac{1}{\tau}V(t) + \frac{1}{C}I(t) \quad (3.3)$$

Par l'intégration de l'équation 3.3 et en maintenant les hypothèses citées plus haut, il est possible de déduire la fonction régissant le potentiel interne du neurone  $V(t)$ , lorsque ce dernier ne reçoit pas de stimulation externe, par l'équation 3.4.

$$V(t) = \frac{I}{C}(1 - e^{-\frac{t}{\tau}}) \quad (3.4)$$

où  $I$  est un courant constant. Finalement, par les hypothèses  $C = 1$  et  $\tau = 1$ , cette relation devient l'équation 3.5.

$$V(t) = I - Ie^{-t} \quad (3.5)$$

L'équation simplifiée 3.5 est celle qui fut retenue dans le système SyncOsc. Elle est aussi utilisée dans la version du système ODLM qui sera utilisée comme référence. Elle dicte que pour atteindre le potentiel seuil de décharge  $V(t) = \theta$ , le temps  $t$  du neurone doit être avancé jusqu'à un temps  $t_{seuil}$ . Au sein d'un réseau de neurones, il faut donc trouver un saut de temps minimum  $\Delta(t)$  pour qu'au moins un neurone du réseau atteigne le seuil de décharge ( $V(t) = \theta$ ). Il s'agit de la première étape d'un épisode de décharges (voir figure 3.3). Toutefois, l'équation (3.5) peut être écrite aussi selon l'équation 3.6.

$$t(V) = \ln \left[ \frac{I}{I - V} \right] \quad (3.6)$$

Cette équation indique que la recherche du temps minimum requis pour une prochaine décharge revient aussi à trouver le saut de potentiel minimum requis pour cette même décharge. Il faut donc trouver, parmi tous les neurones  $i$  du réseau, le potentiel le plus élevé de tous,  $V_{max}$ , afin de trouver le saut de potentiel minimum requis ( $\theta - V_{max}$ ). Connaissant le potentiel seuil de décharge  $\theta$  et le potentiel le plus élevé du réseau  $V_{max}$ , il est possible de trouver le saut de temps  $\Delta(t)$  nécessaire pour atteindre la prochaine décharge, soit les équations 3.7 et 3.8.

$$\Delta(t) = t(\theta) - t(V_{max}) \quad (3.7)$$

$$\Delta(t) = \ln \left( \frac{I}{I - \theta} \right) - \ln \left( \frac{I}{I - \max_{i,j} \{V_{i,j}(t)\}} \right) \quad (3.8)$$

où  $V_{i,j}$  représente le potentiel d'un neurone donné. Une fois ce  $\Delta(t)$  établi, lors d'un épisode de décharges, le potentiel de tous les neurones est augmenté selon l'équation 3.9.

$$V_{i,j}(t + \Delta(t)) = I - (I - V_{i,j}(t)) e^{-\Delta(t)} \quad (3.9)$$

Dans cette équation se trouve en fait l'exponentielle d'une valeur logarithmique, ce qui pouvait être simplifié. En effet, la contribution au procédé d'un épisode de décharges consiste en l'optimisation mathématique des équations (3.8) et (3.9) par leur concaténation. Il est possible de revenir à l'équation (3.8) pour le calcul de  $\Delta(t)$  afin d'y appliquer certaines identités logarithmiques, ce qui offre l'équation 3.10.

$$\Delta(t) = \ln \left( \frac{I}{I - \theta} - \frac{\max_{i,j} \{V_{i,j}(t)\}}{I - \theta} \right) = \ln (\alpha - \lambda \times \max_{i,j} \{V_{i,j}(t)\}) \quad (3.10)$$

où  $\alpha$  est une constante de valeur  $\frac{I}{I-\theta}$  et  $\lambda$  une seconde constante de valeur  $\frac{1}{I-\theta}$ . Il est préférable que la constante  $\lambda$  soit multiplicative puisque celle-ci est plus rapide à traiter sur un ordinateur qu'une division. Voici maintenant l'équation 3.11 du  $\Delta(t)$  développé dans le calcul du nouveau potentiel d'un neurone.

$$V_{i,j}(t + \Delta(t)) = I - (I - V_{i,j}(t)) e^{-\ln(\alpha - \lambda \times \max_{i,j}\{V_{i,j}(t)\})} \quad (3.11)$$

Par l'utilisation d'identités logarithmiques, il est possible de ramener le tout à l'équation 3.12.

$$V_{i,j}(t + \Delta(t)) = \sigma_1 + \sigma_2 \times V_{i,j}(t) \quad (3.12)$$

où  $\sigma_1 = I - \frac{I}{\alpha - \lambda \times \max_{i,j}\{V_{i,j}(t)\}}$  et  $\sigma_2 = \frac{1}{\alpha - \lambda \times \max_{i,j}\{V_{i,j}(t)\}}$  sont deux constantes dans un même épisode de décharges. Ces modifications, bien que très simples, permettent d'accélérer l'algorithme de façon notable sans perte d'information. En effet, ce développement permet d'éviter les calculs de logarithmes et d'exponentielles en plus de minimiser le nombre de multiplications et de divisions tout en conservant l'intégralité des opérations.

### 3.2.4 Tabulation des poids synaptiques par une normalisation des exponentielles

Au sein d'ODLM, les nombreux calculs de contributions synaptiques requièrent des temps de calculs très importants. Ceci est principalement dû aux poids synaptiques  $w_{i,j,k,m}$  qui doivent être recalculés maintes fois (voir équation des contributions synaptiques 2.11 et figure 3.5). De plus, lors de l'appariement de formes, il y a sauvegarde des poids synaptiques extra-couche en mémoire, ce qui dépasse rapidement les limites physiques mémoires lors du traitement d'images de grandes tailles. Sachant que le calcul des poids synaptiques entre neurones se base principalement sur la différence mesurée entre ces derniers, une simplification du procédé était de mise. Le but visé ici était donc d'accélérer le réseau SyncOsc en plus d'éviter tout problème mémoire pouvant être lié aux traitement des poids synaptiques.

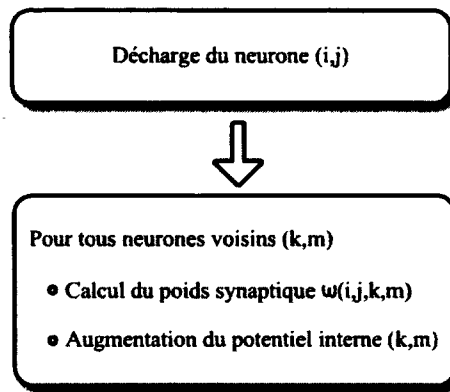


FIGURE 3.5: Principe de décharge et calcul de poids synaptiques. Lorsqu'une neurone  $(i,j)$  décharge, il affecte tous ses voisins  $(k,m)$ . Pour chacun d'eux, il faut calculer la valeur du poids synaptique  $w(i,j,k,m)$  et ensuite employer cette valeur pour l'augmentation du potentiel interne du neurone  $(k,m)$ . C'est ce calcul de poids synaptique qui a été tabulé.

Les poids synaptiques ne sont pas les mêmes entre tous les neurones. En effet, des neurones similaires s'échangeront de fortes contributions tandis que des neurones distincts s'en échangeront de plus faibles. L'équation 3.13 régit les valeurs possibles des poids synaptiques.

$$w_{i,j,k,m} = w_{Max} \times e^{-\alpha \times \delta_{i,j,k,m}} \quad (3.13)$$

où  $w_{i,j,k,m}$  est la valeur du poids synaptique entre les neurones de positions  $(i,j)$  et  $(k,m)$ ,  $w_{Max}$  le poids maximal pouvant être alloué à un poids synaptique,  $\alpha$  une constante définie par l'usager et  $\delta_{i,j,k,m}$  une mesure de différence entre les deux neurones.

Il faut comprendre qu'au moment du traitement d'images par le réseau de neurones, le nombre d'appels pour obtenir la valeur de poids synaptiques est gigantesque. Une optimisation à ce niveau permettrait alors de réaliser des gains importants en temps de calculs. Une première approche, telle qu'implantée dans ODLM, serait de conserver dans la mémoire vive les valeurs de poids entre tous les neurones. Bien qu'il s'agisse d'une solution viable, elle atteint rapidement ses limites lors de l'augmentation de la taille des images, car il faut alors répondre à des demandes mémoires faramineuses.



Une autre solution consiste en la tabulation des poids synaptiques par une normalisation des exponentielles, solution adoptée au sein de SyncOsc. Dans l'équation 3.13, seule la variable  $\delta_{i,j,k,m}$  varie,  $w_{Max}$  et  $\alpha$  étant deux constantes. Par conséquent, pour normaliser l'équation, il ne suffisait que de normaliser  $\delta_{i,j,k,m}$ , ce qui donne l'équation 3.14.

$$\delta_{i,j,k,m} = |\zeta_{i,j} - \zeta_{k,m}| \quad (3.14)$$

où  $\zeta_{i,j}$  et  $\zeta_{k,m}$  sont, pour l'application visée dans ce mémoire, les niveaux de gris des pixels représentés respectivement par les neurones  $(i, j)$  et  $(k, m)$ . En prenant la valeur absolue de cette différence, il était possible d'obtenir des valeurs comprises seulement entre 0 et 255. Il ne restait que 256 possibilités de poids synaptiques, ce qui pouvait facilement être sauvegardé en mémoire dans une table dès le lancement du réseau de neurones à décharges. Ainsi, lors des multiples appels de poids synaptiques, il ne suffisait plus qu'à calculer la différence de niveaux de gris entre deux neurones et rechercher dans cette table le poids synaptique correspondant, une optimisation fort intéressante qui n'a pour but que d'accélérer le réseau et de résoudre les problèmes mémoires dans le traitement de grosses images.

### **3.2.5 Projection d'une couche de segmentation vers une couche de neurones complexes**

Pour mener à bien l'objectif initial, il importait de développer un nouveau modèle de neurones complexes ayant des caractéristiques similaires à celles issues de la neuroscience. Il fallait donc transmettre l'information de la synchronisation d'un ensemble de neurones présynaptiques vers un nouveau neurone complexe. Cette concentration de l'information fut possible en considérant les neurones de la segmentation comme présynaptiques et les neurones de l'appariement de formes comme complexes. La figure 3.6 illustre le procédé sélectionné pour l'intégration des neurones complexes.

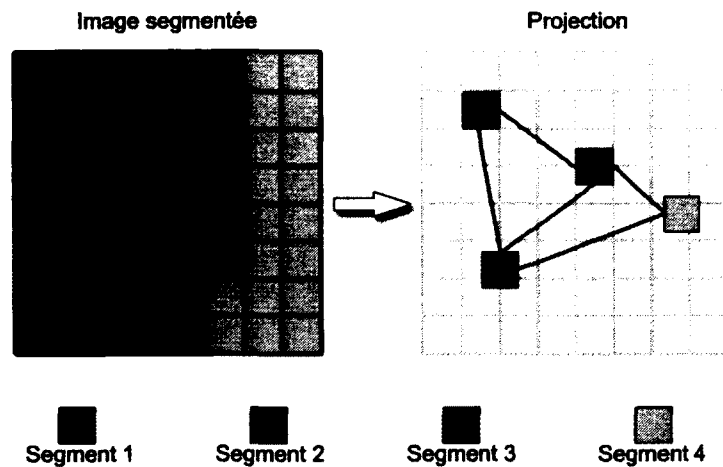


FIGURE 3.6: Illustration de la projection d'une image segmentée sur une nouvelle couche de neurones. L'image segmentée (à gauche) comporte 8 lignes et 8 colonnes, pour un total de 64 neurones conventionnels. La projection (à droite) ne comprend que 4 neurones complexes. Ces derniers sont joints par des traits, ce qui symbolise les liens synaptiques intra-couche.

En premier lieu, une image segmentée se trouve à gauche, c'est-à-dire l'image que fournit le réseau de neurones suite à l'étape de segmentation. Il y a supposition que ces derniers se sont synchronisés en 4 segments distincts ayant chacun un niveau de gris respectif différent. Il faut savoir que chaque segment est défini par les neurones qui possèdent une phase de décharge identique. Puis, une projection de l'information vers une nouvelle couche de neurones complexes est effectuée. Pour chaque ensemble de neurones synchronisés, donc pour chaque segment, la nouvelle couche du réseau attribue un unique neurone complexe. Ainsi, la figure 3.6 comportant 4 segments n'aura que 4 neurones complexes suite à la projection. D'autres méthodes d'intégration de neurones complexes auraient pu être employées, il est donc proposé de poursuivre, dans des travaux futurs, une étude des techniques d'intégration de neurones complexes au sein de réseaux de neurones à décharges (voir section Perspectives de recherches futures).

Bien entendu, les neurones complexes ainsi créés devaient extraire des neurones présynaptiques des données cruciales afin de préserver le plus possible l'information contenue par ces derniers. Il fallait donc véhiculer les informations de niveaux de gris, de potentiels, de phases et de positions vers les neurones complexes. En raison de sa simplicité, le choix fut posé sur la moyenne de niveaux de gris et de positions des segments, ce qui garantit tout de même une

bonne caractérisation des segments. Le potentiel du nouveau neurone complexe est issu d'un seul neurone présynaptique puisqu'il permet à lui seul d'avoir un potentiel distinct des autres neurones complexes. La phase tire également son origine d'un seul neurone présynaptique, car tous les neurones du segment possèdent une même phase suite à la segmentation.

La figure 3.6 montre également la création des nouveaux liens synaptiques intra-couche entre neurones complexes (les traits reliant certains neurones complexes, les carrés, dans la couche intitulée projection). Il importait de préserver les liens entre différents segments qui sont présents suite à la segmentation. Toutefois, plutôt que d'avoir un ensemble de liens synaptiques entre deux segments, il ne restait qu'un seul lien synaptique d'un neurone complexe à un autre. Par conséquent, le nombre de liens synaptiques serait grandement diminué, permettant une accélération considérable de l'étape d'appariement de formes.

Puisque ce réseau de neurones à décharges comporte une couche par image pour l'étape de segmentation, il fallait effectuer deux projections (car deux images sont ici comparées) vers les nouvelles couches de neurones complexes. La figure 3.7 illustre ce procédé, la partie de gauche représentant les deux couches de neurones présynaptiques et la partie de droite les deux couches de neurones complexes. Une dernière information devait être intégrée, soit la création des liens synaptiques extra-couche. Une communication N à N a été choisie, c'est-à-dire que chacun des neurones complexes d'une même couche possédera des liens synaptiques avec tous les neurones complexes de l'autre couche. Sur la figure 3.7, les 4 traits entre les deux couches de projection désignent tous les liens synaptiques extra-couche du neurone complexe noir de la couche du bas. Afin d'alléger la figure, les liens synaptiques extra-couche des autres neurones complexes ne sont pas montrés.

Une fois encore, la projection vers de nouveaux neurones complexes réduit considérablement le nombre de liens synaptiques. En effet, dans ce cas exemple de figure, plutôt que d'être en présence de 4 096 liens extra-couche ainsi que de 420 liens intra-couche, il n'y en a plus que 16 extra-couche et 10 intra-couche. Il y a donc diminution de la quantité de liens synaptiques d'un facteur d'environ 170, une énorme concentration de l'information qui permet d'accélérer les temps de traitement. De plus, l'utilisation de neurones complexes permet d'obtenir, lors de

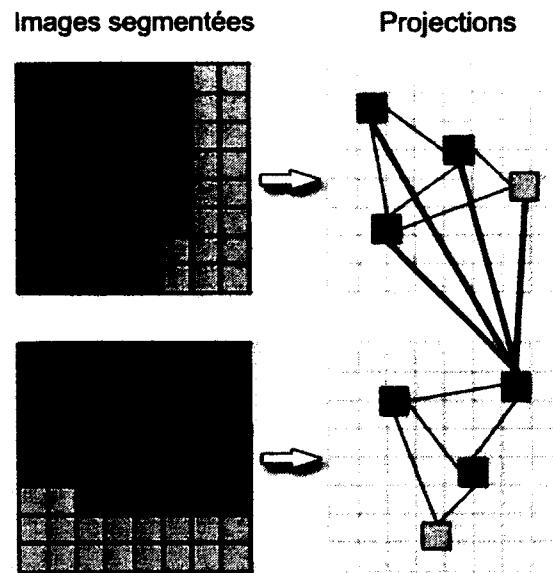


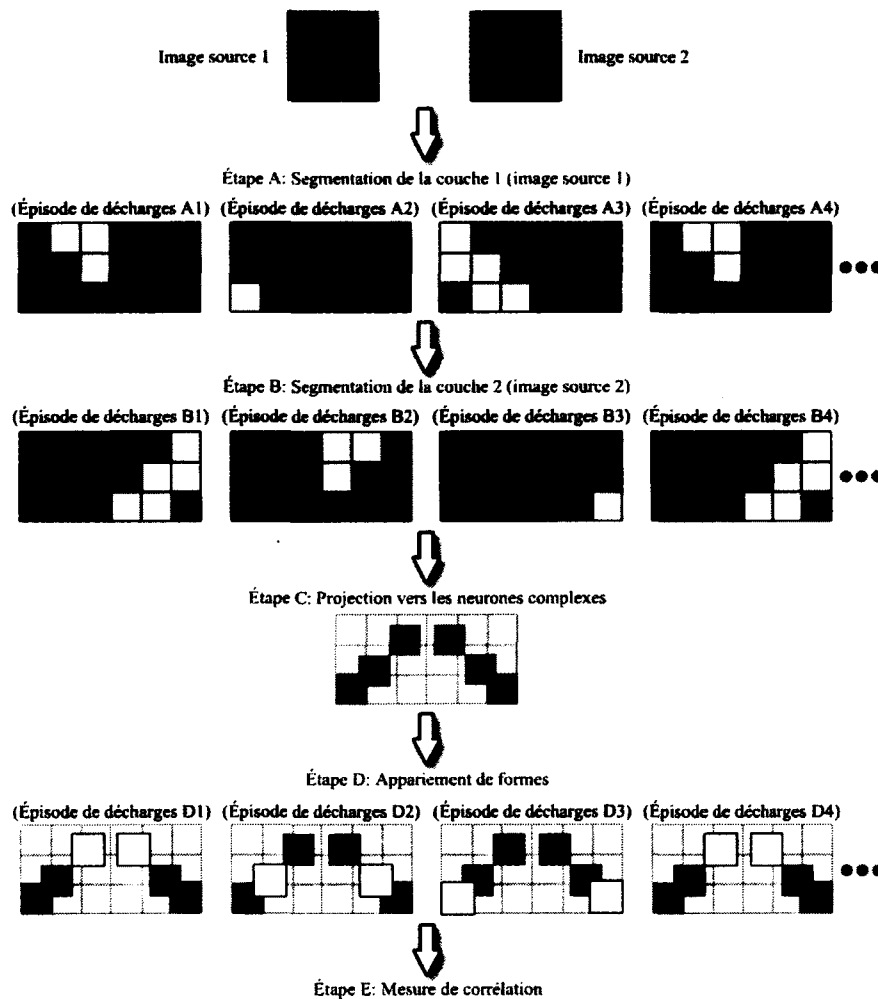
FIGURE 3.7: Liens synaptiques de type extra-couche. À gauche se trouvent deux images qui ont été segmentées par le réseau. À droite se trouvent plutôt les deux couches de neurones complexes obtenues suite à la projection des images segmentées. Les traits fins au sein d'une même couche de neurones complexes symbolisent les liens synaptiques intra-couche tandis que les traits plus larges symbolisent les liens synaptiques extra-couche du neurone complexe noir (couche du bas). Ces derniers sont dits extra-couche, car ils font le lien entre deux couches distinctes du réseau.

l'appariement de formes, non plus un rapport de liens synaptiques en fonction de la taille des images, mais bien en fonction du nombre de segments découlant de l'étape de segmentation. La figure 3.8 illustre un exemple simple du déroulement de la reconnaissance de formes par SyncOsc. Puisque les étapes A et B (segmentations) fonctionnent sous les mêmes principes qu'ODLM, il est suggéré de se référer à la figure 2.7 pour plus de détails sur ces étapes.

### 3.3 Banques de données employées

#### 3.3.1 Images FERET

La banque d'images FERET, acronyme signifiant *Facial Recognition Technology*, provient d'un projet de recherche datant des années 1993 à 1997. Son but premier était de permettre le développement de systèmes automatiques de reconnaissance faciale pouvant être appliqués à des domaines de sécurité (PHILLIPS et al., 2000) (PHILLIPS et al., 1998).



**FIGURE 3.8:** Exemple de reconnaissance de formes par SyncOsc. Le réseau reçoit en entrées les images sources 1 et 2, soit une image de référence et une image inconnue respectivement. Sur les images des épisodes de décharges, la décharge d'un neurone est exprimée par un carré blanc tandis qu'un carré noir indique une inactivité. Le traitement débute par les étapes A et B qui consistent respectivement en la segmentation des couches 1 et 2.

Ensuite, l'étape C effectue une projection sur deux nouvelles couches (couches 3 et 4). Chacun des 6 segments provenant des étapes A et B est traduit par un unique neurone complexe qui en tire des informations cruciales (couleur, forme, position, potentiel, phase et voisinage).

Par après, il y a ajout de liens synaptiques extra-couche pour l'étape D, soit l'appariement de formes. Par une communication entre tous les neurones complexes, il y a apparition de synchronisations de décharges, ce qui indique les similitudes entre les couches 3 et 4. Finalement, il y a détermination de la corrélation entre les deux images d'entrées par une mesure de la synchronisation des neurones complexes lors de l'étape E.

Les images employées ici pour l'évaluation des performances du réseau de neurones à décharges SyncOsc sont de format passeport et comportent des niveaux de gris sur 8 bits. Les visages possèdent des expressions faciales neutres ou souriantes et garantissent une bonne visibilité des yeux. La figure 3.9 est un exemple d'une telle image issue de la banque FERET.



FIGURE 3.9: Image faciale de la banque FERET

De plus, des images FERET dont le visage a été manuellement extrait furent parfois employées. Ainsi, il était plus facile d'évaluer le fonctionnement du réseau de neurones SyncOsc. Afin de respecter l'entente d'utilisation de cette banque d'images par la reconnaissance suivante, voici une mention particulière :

« Portions of the research in this paper use the FERET database of facial images collected under the FERET program, sponsored by the DOD Counterdrug Technology Development Program Office. »

### 3.3.2 Images MBDA

La participation du laboratoire NECOTIS au projet ROBIN (Recherche d'Objets dans des Bases d'Images Numériques) a permis de tester SyncOsc sur des images aéroportées (avion et satellite) réelles et de synthèse produites par la compagnie MBDA. Les distances de prises de vues varient de 50 à 2 000 mètres et trois bandes spectrales ont été retenues pour ces images, soit la bande IR 3–5 $\mu$ , la bande IR 8–12 $\mu$  et la bande visible panchromatique. Il faut souligner ici le travail accompli par M. Maxime Parenteau dans la sélection et le prétraitement (cadrage des objets) des images MBDA employées. De plus, afin de respecter l'entente d'utilisation de

cette banque d'images, la résolution des images MBDA dans ce mémoire a volontairement été diminuée et une copie du mémoire a été remise au fournisseur de données propriétaire des images.

Les images employées dans les tests sont des objets déplaçables civils, véhicules et aéronefs au sol. On en dénombre quatre catégories, à savoir des voitures, des camions, des avions et des hélicoptères. De plus, différentes gammes d'échelles pixéliques étaient fournies, faisant varier ainsi le degré de difficulté de l'opération. La figure 3.10 est un exemple typique d'une image MBDA qui a été utilisée.



FIGURE 3.10: Image infrarouge de la banque MBDA dont la résolution a été diminuée

### 3.3.3 Images rayons-X

Il semblait intéressant d'évaluer aussi le système de reconnaissance de formes à l'aide d'images rayons-X dans le domaine de la sécurité. Quelques images provenant des systèmes développés par la compagnie American Science And Engineering (AS&E) ont pu être trouvées. La figure 3.11 présente une de leurs images.

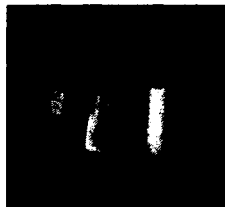


FIGURE 3.11: Image rayons-X de la compagnie AS&E

Cette image contient des éléments dangereux, tels des détonateurs, explosifs ou pistolets. Une particularité de leur système est de faire paraître plus distinctivement ces objets que sur

des images rayons-X conventionnelles. Le réseau de neurones à décharges SyncOsc a donc été employé dans le but d'identifier automatiquement le pistolet, toujours en utilisant une forme de référence. Cette dernière a été obtenue en retirant manuellement de la valise le pistolet en plus d'appliquer deux transformations affines (rotation de 90 degrés et agrandissement léger).

### **3.4 Utilisation de la forme des segments**

SyncOsc avait pour but d'effectuer une reconnaissance de formes. À ce titre, il a semblé opportun d'employer parfois, à même les neurones complexes, l'information de forme des segments représentés. En effet, lors de la projection des segments vers les neurones complexes, il est possible d'analyser la forme et de transmettre cette mesure additionnelle pour une utilisation ultérieure.

Dans l'annexe A se retrouvent les principes menant directement à l'indice de Miller ainsi que les travaux de Prashker (PRASHKER, 1999) sur le calcul du périmètre et de la surface d'images informatiques. Suite aux performances intéressantes réalisées par Prashker et par NECOTIS (dans le cadre d'un projet INNOV), il fut décidé d'intégrer ses techniques de calcul, pour la mesure du périmètre et de la surface, à SyncOsc. Il suffisait désormais d'employer cette information lors de l'étape d'appariement de formes. Dans ce but, le poids des contributions synaptiques est augmenté entre neurones complexes de formes semblables. Ces contributions se voient en effet multipliées par le facteur *wMaxPonderation* (voir paramètres de simulation C.1), ce qui facilite la synchronisation des neurones.



# CHAPITRE 4

## PRÉSENTATION DES RÉSULTATS

### 4.1 Introduction

Dans ce chapitre, une attention particulière est portée sur les résultats obtenus par SyncOsc, le réseau de neurones à décharges avec neurones complexes conçu, dans des applications de reconnaissance de formes. Il y a eu appel à plusieurs types d'images afin de mieux comprendre les réponses de SyncOsc en fonction des entrées fournies. Bien entendu, il fallait également analyser les implications des choix de conception, en particulier les apports provenant des neurones complexes, de sorte que les expériences réalisées ont dû être conçues en ce sens. De plus, il fut décidé de recourir au réseau de neurones ODLM, implémenté à l'aide de neurones à intégration et décharges dans le cadre du projet INNOV du CRSNG, comme référence ; voilà pourquoi se trouvent aussi à titre comparatif les résultats de cet algorithme dans les diverses expérimentations.

Bref, des résultats de segmentation seront d'abord montrés afin de pouvoir mesurer l'impact des valeurs entières, plutôt que flottantes, des potentiels et contributions synaptiques. Des histogrammes de taux de compression seront alors présentés afin de mieux cerner l'impact des neurones complexes sur le réseau. Des images FERET, MBDA et de rayons-X seront ensuite traitées pour comparer les performances en reconnaissance de formes. L'analyse de ces expérimentations figurera dans le chapitre 5 de ce mémoire. Les plateformes de tests utilisées sont décrites plutôt en annexe B.

## 4.2 Impact des valeurs entières sur le réseau

Dans la section 3.2.2, le choix de conception qu'est l'utilisation de variables entières, plutôt que flottantes, pour les potentiels et contributions synaptiques des neurones a été exposé et justifié. Il faut se rappeler que le but premier de l'utilisation de valeurs entières consiste en une accélération du réseau SyncOsc. Cette approche devait être définie et analysée plus en détail, c'est-à-dire qu'il fallait visualiser et comprendre ses incidences sur le fonctionnement du réseau de neurones à décharges SyncOsc. Pour ce faire, ici est donné un compte rendu des résultats enregistrés d'une part par SyncOsc, puis par le réseau ODLM.

Étant donné que le procédé de segmentation des algorithmes ODLM et SyncOsc repose sur les mêmes principes, il était possible, en imposant des paramètres de simulations équivalents, de faire ressortir ces impacts des valeurs entières (voir équivalences des paramètres du tableau C.2). Toutefois, il est impossible d'analyser les impacts sur l'appariement de formes, car les différences de comportement entre les deux algorithmes sont aussi dues aux neurones complexes de SyncOsc. Les résultats obtenus pour l'analyse des valeurs entières découlent donc entièrement de la segmentation. Les paramètres de configurations employés dans les diverses expériences se trouvent en annexe au sein des tableaux C.3 et C.4.

La figure 4.1 présente les résultats de segmentations des images 00010.pgm et 00015.pgm de la banque FERET pour l'expérience I. Le but était ici de voir comment allaient se comporter les deux réseaux, SyncOsc et ODLM, lorsque soumis au même travail et ajustés selon des paramètres de configuration équivalents (voir équivalences tableau C.2). La seconde colonne, sur la figure, donne les résultats de SyncOsc tandis que celle de droite comprend les résultats d'ODLM. Il y a présence d'une sursegmentation pour SyncOsc tandis qu'ODLM présente très peu de segments. De plus, le nombre d'épisodes de décharges requis pour atteindre une stabilisation des couches de segmentation varie malgré les paramètres de simulations équivalents (voir tableau 4.1).

Puisque l'expérimentation I a montré que les valeurs entières ont un impact sur le moment de stabilisation, il importait d'observer les différences de résultats pour un même nombre d'épisode de décharges. Il faut noter que la mesure de stabilité est légèrement influencée par

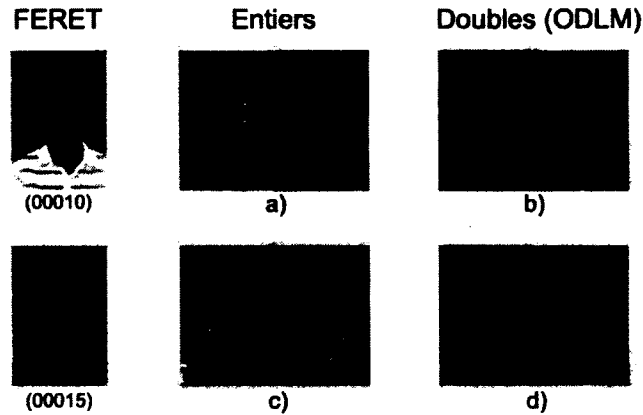


FIGURE 4.1: Résultats valeurs entières - Segmentations différentes d'images FERET, de taille 50 sur 75 pixels, entre l'algorithme SyncOsc (colonne centrale) et ODLM (colonne de droite), et ce malgré des paramètres de simulation équivalents. (Plateforme de tests PC I 32-bit - Pentium D CPU 3.20 GHz, 3 GB de mémoire vive - voir annexe B)

TABLEAU 4.1: VALEURS ENTIÈRES - NOMBRE D'ÉPISODES DE DÉCHARGES AVANT STABILISATION. (PLATEFORME DE TESTS PC I 32-BIT -PENTIUM D CPU 3.20 GHZ, 3 GB DE MÉMOIRE VIVE - VOIR ANNEXE B)

Image FERET	Entiers		Doubles (ODLM)	
	Couche 1	Couche 2	Couche 1	Couche 2
00010.pgm	68	73	544	1131
00015.pgm	90	87	764	646

l'utilisation d'entiers plutôt que de variables flottantes. En effet, la mesure de stabilité repose sur le logarithme d'un rapport de potentiels, ces derniers sont des entiers dans SyncOsc. Toutefois, la mesure de stabilité n'explique pas seule les discordances majeures de stabilisation entre SyncOsc et ODLM, son impact est plutôt mineur.

Il était donc désiré de connaître et d'analyser les implications des valeurs entières sur la segmentation en employant un nombre d'épisode de décharges commun pour SyncOsc et ODLM, toujours en ayant des paramètres de simulation équivalents. Il s'agit du but de l'expérimentation II. La figure 4.2 montre les résultats de segmentations pour l'image FERET 00010.pgm de même que pour une image simple créée artificiellement dans le cadre de cette expérimentation II.

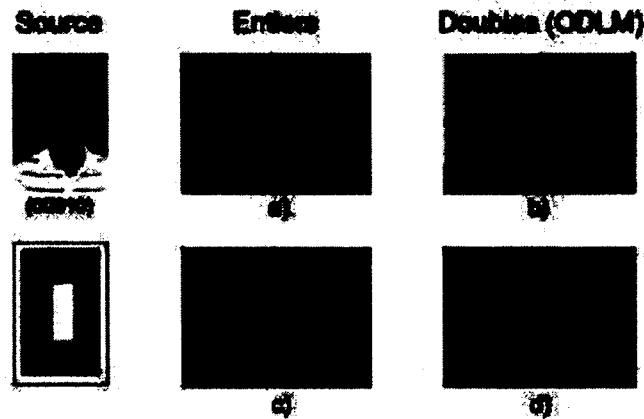


FIGURE 4.2: Résultats valeurs entières - Segmentations d'images FERET de taille 50 sur 75 pixels. L'utilisation d'un nombre fixe d'épisodes de décharges ainsi que des paramètres de simulation équivalents offrent des résultats de segmentations distincts entre les algorithmes SyncOsc (colonne centrale) et ODLM (colonne de droite). Bien que le résultat en d) semble indiquer une synchronisation entre les deux couches, il n'en est rien. Il s'agit plutôt d'un cas où l'utilisation des couleurs, dans la représentation des phases des neurones après segmentation, est trompeuse. (Plateforme de tests PC I 32-bit - Pentium D CPU 3.20 GHz, 3 GB de mémoire vive - voir annexe B)

Ces résultats montrent toujours une sursegmentation de l'image FERET par SyncOsc et un nombre très limité de segments pour ODLM. Toutefois, la segmentation de l'image créée artificiellement (ligne du bas) est parfaite pour SyncOsc mais peu concluante pour ODLM. En effet, ce dernier ne présente que 2 segments mais devrait plutôt en contenir 4. Le choix de conception qu'est l'utilisation de valeurs entières, pour les potentiels et poids synaptiques, a donc des implications sur le nombre de segments ainsi que sur le moment de stabilisation du réseau.

### 4.3 Impact des neurones complexes sur le réseau

La projection de l'information de la segmentation vers des neurones complexes pour l'appariement de formes est le choix de conception ayant le plus d'impact sur le fonctionnement du réseau SyncOsc. Cette section a donc pour but d'évaluer et de comprendre autant que possible les apports de ce procédé. Il faut savoir toutefois qu'il n'est malheureusement pas possible, dû à la structure du réseau SyncOsc, d'isoler totalement l'impact des neurones

complexes dans le réseau. En effet, il n'est pas possible de mettre en suspens l'utilisation de valeurs entières, qui modifient elles aussi le comportement du réseau, les analyses des neurones complexes doivent prendre en compte cette difficulté. Malgré tout, les expérimentations qui suivent ont pu apporter une compréhension accrue de l'apport des neurones complexes.

Une information qui importait au plus haut point est le taux de compression obtenu lors de la projection vers les neurones à champs récepteurs synchrones. Ces taux sont en fait égaux au nombre de neurones présynaptiques divisé par le nombre de neurones complexes. Ils indiquent donc aussi le nombre moyen de neurones présynaptiques représentés par un unique neurone complexe lors de l'appariement de formes. Afin d'obtenir ces taux, deux séries de tests ont été réalisées. La première fut le traitement d'une banque de 40 images FERET (voir description section 3.3.1), selon les configurations du tableau C.5. La figure 4.3 qui suit illustre l'histogramme des taux de compression obtenus pour cette expérimentation.

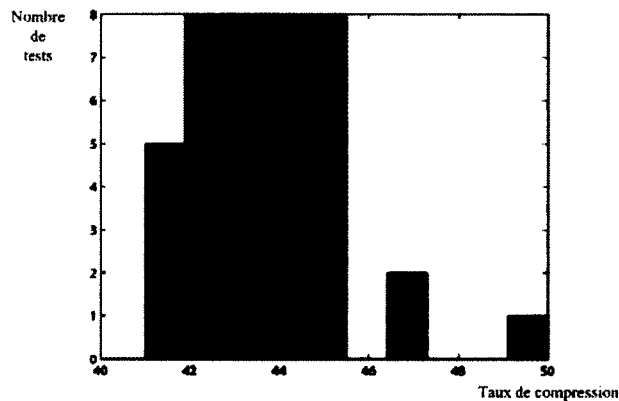


FIGURE 4.3: Résultats neurones complexes - Histogramme des taux de compression des images de visages FERET, de taille 50 sur 75 pixels. (Plateforme de tests PC II 32-bit - Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU Q6600 2.40 GHz, 2 GB de mémoire vive - voir annexe B)

La figure 4.3 illustre bien que les taux de compression obtenus varient entre 40 et 50. Ces résultats promettent une accélération considérable de l'étape d'appariement de formes, car il y a alors diminution du nombre de liens synaptiques extra-couche par un facteur qui est fonction du taux de compression au carré. Le facteur se situera donc aux environs de 2 000 pour cette expérimentation.

La figure 4.4 illustre plutôt l'histogramme des taux de compression pour la seconde série de tests. Cette série consistait en la projection de l'information de segmentation pour 40 images de la banque MBDA (voir description section 3.3.2) selon les configurations du tableau C.5. Les paramètres de configuration entre ces deux séries ont été modifiés afin de montrer qu'il est possible de faire varier les taux de compression. Sur cet histogramme, les taux varient entre 6 et 30, quoique généralement ils soient plutôt d'environ 10. Il s'agit de taux bien moins élevés que ceux de la première série de tests, mais ils promettent tout de même eux aussi une accélération considérable de l'appariement de formes. En effet, le nombre de liens synaptiques extra-couche y sera diminué d'un facteur d'environ 100.

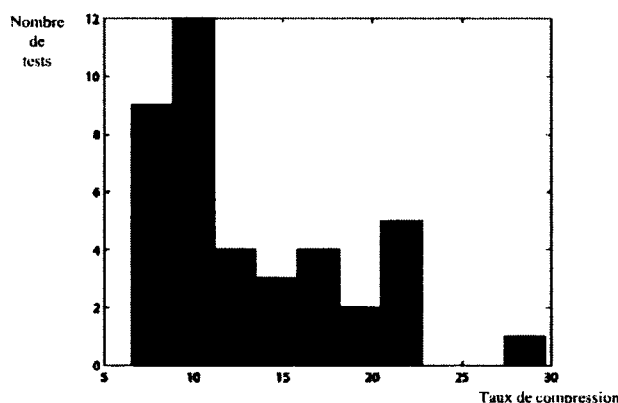


FIGURE 4.4: Résultats neurones complexes - Histogramme des taux de compression des images MBDA, d'environ 80 sur 90 pixels. (Plateforme de tests PC II 32-bit - Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU Q6600 2.40 GHz, 2 GB de mémoire vive - voir annexe B)

En somme, ces expérimentation montrent que la projection vers des neurones complexes apporte un bon niveau de compression et promet une accélération considérable de l'appariement de formes. Bien entendu, seule l'étape d'appariement de formes sera accélérée puisque les neurones complexes n'ont aucun impact sur la segmentation. Finalement, il faut savoir que l'ajustements des paramètres permet d'obtenir des taux de compression biens distincts. En effet, les paramètres choisis influencent grandement le nombre de segments, obtenus suite à la segmentation, ce qui joue un rôle direct sur le nombre de neurones complexes et, du coup, le taux de compression.

## 4.4 Résultats de performances pour trois banques d'images

Les sous-sections qui suivent présentent des résultats de simulations pour des images provenant de trois banques d'images, soit FERET, MBDA et des images rayons-X. Il semblait important de traiter différents types d'images pour mieux comprendre le comportement du réseau de neurones à décharges SyncOsc. En effet, cette diversité permet de mieux faire ressortir les forces et lacunes de son architecture, donc une meilleure analyse du système. Une attention particulière a été accordée aux impacts des neurones complexes sur les résultats d'appariement de formes ainsi que sur les temps de calculs requis pour le traitement.

### 4.4.1 Résultats images FERET

Ici sont présentés les résultats provenant des simulations effectuées sur des images FERET (voir description section 3.3.1), images adaptées aux besoins de l'expérimentation. En effet, comme il était désiré d'observer et d'interpréter le comportement du réseau de neurones SyncOsc dans une application de reconnaissance faciale, il fallait par conséquent effectuer un traitement sur des visages uniquement. Pour ce faire, les visages compris au sein des images sources FERET furent extraits manuellement. De plus, il faut noter que les cheveux des individus n'ont pas été conservés puisqu'il s'agit d'une information trompeuse dans une application de reconnaissance faciale (voir figure 4.5). Les configurations employées pour les expérimentations se trouvent en annexe dans les tableaux C.6 et C.7.

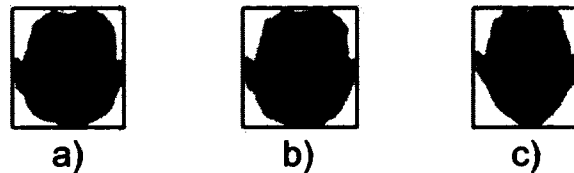


FIGURE 4.5: Images sources FERET, visages extraits de taille 50 sur 50 pixels

Les images sources a), b) et c) de la figure 4.5 sont respectivement les figures intitulées Face00019.pgm, Face00019\_b.pgm et Face00024.pgm. Tels que leurs noms l'indiquent, les images a) et b) correspondent au même individu sous deux expressions faciales distinctes, tandis que l'image c) est celle d'un autre homme. Ces trois images, d'environ 50 sur 50 pixels, ont

permis de pratiquer d'abord une simulation I ayant en entrées deux images du même individu et, ensuite, une simulation II ayant en entrées des images d'individus distincts. Était recherchée alors une synchronisation temporelle maximale suite à l'appariement de formes de la simulation I, mais une synchronisation temporelle minimale pour la simulation II.

Les images a) et b) de la figure 4.6 sont respectivement les résultats de segmentation et d'appariement de formes obtenus par SyncOsc au moment de l'utilisation en entrées des images Face00019.pgm et Face00019\_b.pgm. Il en est de même pour la figure 4.7, sauf qu'il sagit cette fois de la simulation II des images Face00019.pgm et Face00024\_b.pgm.



FIGURE 4.6: Résultats Face00019 et Face00019\_b (taille 50 sur 50 pixels), SyncOsc. Synchronisation quasi parfaite entre les deux visages d'une même personne. (Plateforme de tests PC I 32-bit - Pentium D CPU 3.20 GHz, 3 GB de mémoire vive - voir annexe B)



FIGURE 4.7: Résultats Face00019 et Face00024\_b (taille 50 sur 50 pixels), SyncOsc. Synchronisation non observée entre les visages de deux personnes. (Plateforme de tests PC I 32-bit - Pentium D CPU 3.20 GHz, 3 GB de mémoire vive - voir annexe B)

Par comparaison, les images a) et b) de la figure 4.8 sont respectivement les résultats de segmentation et d'appariement de formes obtenus par ODLM lors de l'utilisation en entrées des images Face00019.pgm et Face00019\_b.pgm. La figure 4.9 présente pour sa part les résultats d'ODLM suite à la simulation II des images Face00019.pgm et Face00024\_b.pgm.





FIGURE 4.8: Résultats Face00019 et Face00019\_b (taille 50 sur 50 pixels), ODLM. Synchronisation quasi parfaite entre les deux visages d'une même personne. Certains neurones ont une activité nulle, c'est-à-dire qu'ils ne déchargent jamais. Leur présence s'expliquent essentiellement par des neurones *followers*, ceux qui ne peuvent décharger qu'après le déclenchement d'un neurone *leader*. (Plateforme de tests PC I 32-bit - Pentium D CPU 3.20 GHz, 3 GB de mémoire vive - voir annexe B)



FIGURE 4.9: Résultats Face00019 et Face00024\_b (taille 50 sur 50 pixels), ODLM. Synchronisation non observée entre les visages de deux personnes. Certains neurones ont une activité nulle, c'est-à-dire qu'ils ne déchargent jamais. Leur présence s'expliquent essentiellement par des neurones *followers*, ceux qui ne peuvent décharger qu'après le déclenchement d'un neurone *leader*. (Plateforme de tests PC I 32-bit - Pentium D CPU 3.20 GHz, 3 GB de mémoire vive - voir annexe B)

Un intérêt devait être également posé sur les temps de calculs pour le traitement de ces images. En effet, dans une application de reconnaissance faciale, il peut s'avérer crucial d'avoir des temps courts afin de traiter une banque d'images imposantes. Le tableau 4.2, liste les différents temps de calculs pour SyncOsc et pour ODLM.

TABLEAU 4.2: IMAGES FERET (VISAGES EXTRAITS) - TEMPS DE SIMULATIONS, PETITES IMAGES 50 SUR 50 PIXELS. (PLATEFORME DE TESTS PC I 32-BIT -PENTIUM D CPU 3.20 GHZ, 3 GB DE MÉMOIRE VIVE - VOIR ANNEXE B)

Images FERET	Temps SyncOsc	Temps ODLM
Face00019.pgm vs Face00019_b.pgm	0,46 s	111,76 s
Face00019.pgm vs Face00024_b.pgm	0,38 s	317,59 s

La stabilisation des réseaux, bien qu'ayant un critère d'arrêt quasi identique, ne se produit pas au même moment pour les deux algorithmes. Il faut préciser que ce dit critère d'arrêt mesure la stabilisation des périodes de décharges des neurones, selon le logarithme d'un rapport de potentiels. Il y a donc une légère nuance entre la mesure dans SyncOsc et ODLM, car les potentiels sont soit des entiers, soit des variables flottantes. Cette mesure repose tout de même sur les mêmes principes au sein des algorithmes SyncOs et ODLM, elle n'explique pas à elle seule les discordances majeures perçues entre les deux systèmes (l'impact des entiers est faible sur la mesure de stabilisation). Cette stabilisation des réseaux importait au plus haut point, car elle agit comme indicateur du comportement dans la synchronisation temporelle des neurones. Le tableau 4.3 montre le nombre d'épisodes de décharges requis pour la stabilisation de l'appariement de formes des simulations I et II.

**TABLEAU 4.3: IMAGES FERET (VISAGES EXTRAITS) - STABILISATION, NOMBRE D'ÉPISODES DE DÉCHARGES, PETITES IMAGES 50 SUR 50 PIXELS. (PLATEFORME DE TESTS PC I 32-BIT -PENTIUM D CPU 3.20 GHZ, 3 GB DE MÉMOIRE VIVE - VOIR ANNEXE B)**

Images FERET	SyncOsc	ODLM
Face00019.pgm vs Face00019_b.pgm	524	9 044
Face00019.pgm vs Face00024_b.pgm	368	40 000

Après ces deux simulations I et II, les expérimentations portèrent toujours sur le traitement des visages extraits de la banque FERET, mais cette fois à partir de tailles d'images beaucoup plus imposantes. En effet, il n'est pas pratique d'employer de très petites tailles car il y a alors trop grande diminution de l'information caractérisant chaque individu. Les images sources choisies furent toujours celles présentées sur la figure 4.5, quoique la taille fut plutôt aux environs de 320 sur 340 pixels, soit la taille originale de ces images.

Le but de cette expérimentation était donc de confirmer que certains choix de conception, principalement l'utilisation de neurones complexes et la tabulation des poids synaptiques par une normalisation des exponentielles, permettent à SyncOsc d'effectuer une reconnaissance de formes sur des images de tailles imposantes. Bien entendu, et contrairement à ODLM, des temps de calculs respectables étaient désirés de même qu'aucun problème mémoire n'était attendu.

Ainsi, les images a) et b) de la figure 4.10, page 56, sont respectivement les résultats de segmentation et d'appariement de formes découlant du traitement de grandes images par l'algorithme SyncOsc, ce qui est appelé simulation III. SyncOsc traite alors les images de grandes tailles de la même personne (Face00019.pgm et Face00019\_b.pgm). La figure 4.11, page 57, montre plutôt les résultats de la simulation IV où des images de personnes distinctes (Face00019.pgm et Face00024\_b.pgm) furent utilisées. Les temps de calculs sont de 16,43 secondes pour la simulation III et de 23,90 secondes pour la simulation IV sur un ordinateur conventionnel disposant de 3 GB de mémoire vive et fréquenté à 3.2 GHz.

Il est à noter que les résultats n'ont pas été comparés avec ceux d'ODLM pour ces deux dernières expériences dû à des limitations techniques. En effet, il n'est pas possible de traiter des images aussi grandes avec ODLM, les limitations mémoires ne permettraient donc pas une sauvegarde des poids synaptiques et les temps de calculs deviendraient démesurés. La nouvelle architecture de SyncOsc, et principalement l'intégration du modèle de neurones complexes de même que la tabulation des poids synaptiques, permet de contrer cette limitation technique.

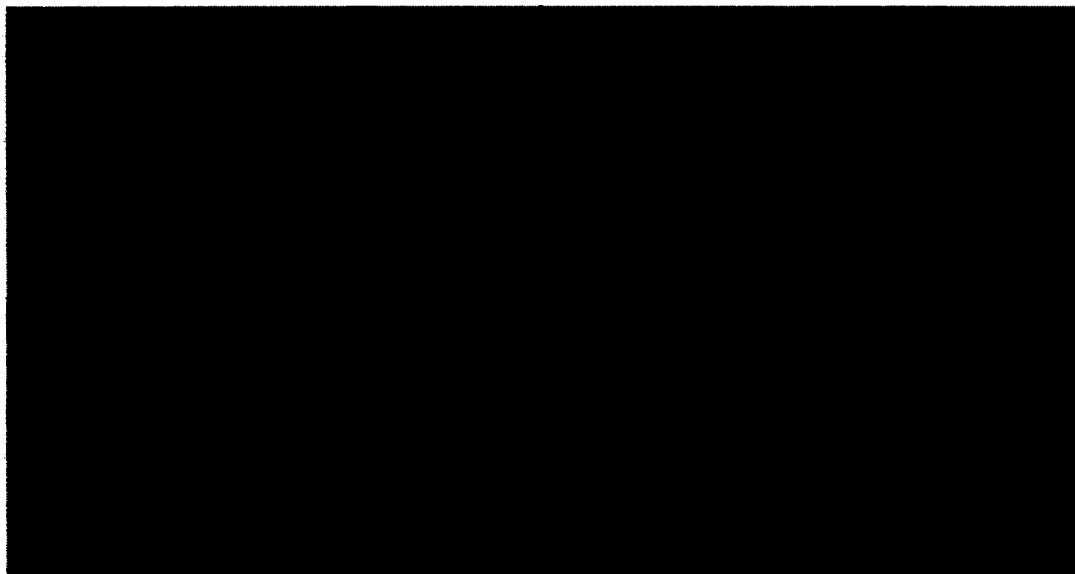
#### **4.4.2 Résultats de performances ROC des images MBDA**

Cette sous section présente les résultats de simulations pour des images sources MBDA ayant les caractéristiques définies dans la section 3.3.2 de ce mémoire. L'expérimentation consistait une fois de plus à comparer les comportements de segmentation et d'appariement de formes de SyncOsc avec le système ODLM. De plus, des tests de performances ont été effectués, à l'aide d'un ensemble important de simulations, afin de mieux jauger l'efficacité de SyncOsc. Ainsi, il était possible d'avoir une bonne idée de ses capacités dans une application commerciale typique en reconnaissance de formes.

La figure 4.12 présente deux images sources de type MBDA utilisées dans les simulations, soit MBDA\_43219.pgm\_128376\_T5.pgm en a) et MBDA\_43231.pgm\_128388\_T5.pgm en b). Il s'agit de deux images infrarouges du même avion, mais sous des prises de vues indépendantes. Cet aspect hausse le degré de difficulté des simulations de même qu'il fournit l'occasion de vérifier la robustesse du système face aux transformations affines. Était donc recherchés



**a) Segmentation**



**b) Matching**

**FIGURE 4.10: Résultats Face00019 et Face00019\_b, grandes images, SyncOsc. a) Segmentation et b) appariement de formes avec synchronisation quasi parfaite entre les deux visage de la même personne. Temps de traitement de 16,43 secondes. (Plateforme de tests PC I 32-bit - Pentium D CPU 3.20 GHz, 3 GB de mémoire vive - voir annexe B)**



**a) Segmentation**



**b) Matching**

**FIGURE 4.11: Résultats Face00019 et Face00024\_b, grandes images, SyncOsc. a) Segmentation et b) appariement de formes avec synchronisation non observée entre les visages de deux personnes. Temps de traitement de 23,90 secondes. (Plateforme de tests PC I 32-bit - Pentium D CPU 3.20 GHz, 3 GB de mémoire vive - voir annexe B)**



**FIGURE 4.12:** Images sources MBDA d'avions provenant de la compétition ROBIN et dont la résolution a été diminuée pour répondre à l'entente d'utilisation MBDA. Taille d'environ 80 sur 90 pixels

l'atteinte d'une segmentation de qualité sur les deux couches de même qu'un appariement de formes où les différentes sections de l'avion seraient reconnues entre elles. En effet, il n'était pas désiré de considérer l'avion comme un seul et unique objet de l'image, mais bien le diviser en sections telles les ailes, l'aileron et le fuselage. La taille des images traitées est d'environ 80 sur 90 pixels.

La figure 4.13 affiche les résultats de segmentation a) ainsi que ceux d'appariement de formes b) obtenus par une simulation des images sources MBDA avec SyncOsc (voir paramètres de configuration C.8). La figure 4.14 présente aussi les résultats de segmentation a) et d'appariement de formes b), mais cette fois par une simulation avec le réseau de neurones ODLM (voir paramètres de configuration C.10).



**FIGURE 4.13:** Résultats images MBDA, SyncOsc. Très bonne synchronisation lors de l'appariement de formes. Temps de calculs de 4,37 secondes. (Plateforme de tests PC I 32-bit - Pentium D CPU 3.20 GHz, 3 GB de mémoire vive - voir annexe B)



FIGURE 4.14: Résultats images MBDA, ODLM. Synchronisation adéquate lors de l'appariement de formes. Temps de calculs de 236,77 secondes. (Plateforme de tests PC I 32-bit - Pentium D CPU 3.20 GHz, 3 GB de mémoire vive - voir annexe B)

L'ensemble des segmentations et d'appariements de formes, pour les deux algorithmes, offre de bons résultats, bien qu'il y ait des distinctions entre les sorties de SyncOsc et ODLM. La différence la plus marquante concerne les temps de calculs. En effet, les temps requis au traitement de ces images, par SyncOsc et ODLM, toujours en employant un nombre identique d'épisodes de décharges de segmentation et d'appariement de formes, sont respectivement de 4,37 secondes et 236,77 secondes. SyncOsc est donc ici nettement plus rapide qu'ODLM pour effectuer la reconnaissance de formes.

Le bon fonctionnement de SyncOsc ayant été validé, en ce qui a trait à la segmentation et à l'appariement de formes des images MBDA, il y a eu réalisation d'un ensemble plus important de simulations. Ainsi, il fut possible d'obtenir et d'étudier les performances de SyncOsc. Pour ce faire, les résultats figurent sur des courbes ROC (*Receiver Operating Characteristic*) (voir figure 4.15), courbes développées lors de la seconde guerre mondiale pour l'analyse de signaux radar et ensuite employées pour l'analyse de systèmes de décision. Plus précisément, ces courbes permettent d'analyser la spécificité et la sensibilité d'un test donné en fonction de l'ensemble des seuils de discrimination (HOPLEY et SCHALKWYK, 2001). La sensibilité indique la capacité du test à repérer les vrais positifs, c'est-à-dire le nombre de cas positifs trouvés divisé par le nombre total de vrais positifs. La spécificité indique plutôt la capacité du test à repérer les cas vrais négatifs. La courbe ROC se trace donc en calculant la sensibilité ainsi que la spécificité d'un test en fonction de différents seuils de discrimination.

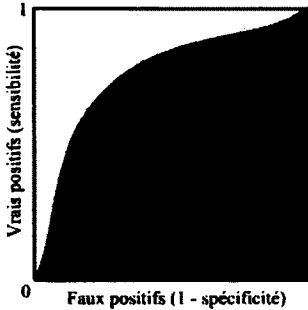


FIGURE 4.15: Courbe ROC. Sur l'axe des abscisses se trouvent les taux de faux positifs (1 - spécificité) et, sur l'axe des ordonnées, les taux de vrais positifs (sensibilité). La diagonale indique un test non informatif. L'aire sous la courbe, en gris, est la mesure d'efficacité globale de performance, on recherche donc une aire maximale.

Afin de comprendre l'information d'une telle courbe, il faut savoir qu'un seuil est idéal lorsqu'il sépare parfaitement les positifs des négatifs, c'est-à-dire qu'il y a absence de confusion (faux positif) et de rejet (faux négatif). Il offrira alors une sensibilité ainsi qu'une spécificité de valeur 1. Comparativement, la diagonale du graphique indique un test qui ne permet aucunement la discrimination des positifs et négatifs (sensibilité = 1 - spécificité). Donc, un test sera d'autant plus performant si la courbe ROC obtenue tend vers le coin supérieur gauche du graphique. Une mesure d'efficacité globale de performance peut être estimée par le calcul de l'aire sous la courbe ROC. Un test idéal donnera une aire de 1 tandis qu'un test non informatif (diagonale) donnera une aire de 0,5. Finalement, en choisissant un seuil optimal sur la courbe, il est possible d'établir les performances du test selon l'équation 4.1.

$$P = \frac{TP + TN}{N} \quad (4.1)$$

où  $P$  est la performance du test,  $TP$  est le nombre de vrais positifs trouvés,  $TN$  le nombre de vrais négatifs trouvés et  $N$  le nombre total de cas dans le test. En d'autres mots, plus le système prend de bonnes décisions, à savoir qu'il décerne bien les vrais positifs et les vrais négatifs, plus ses performances seront élevées.



Suite à la mesure de corrélation de 120 simulations par SyncOsc, différentes courbes ROC ont été obtenues (figure 4.16 en page 62). Les ensembles de tests qui ont permis la création de ces courbes ROC comportent 60 cas de correspondance ainsi que 60 cas de discordance. Un total de 43 images de la banque MBDA ont été choisies afin d'avoir 3 modèles de voitures ainsi que 2 modèles d'avions. De plus, chacune des images possède une orientation distincte par rapport aux autres images du même modèle. SyncOsc et ODLM devaient donc différencier adéquatement les différents modèles de voitures et d'avions.

Pour comprendre les implications de certains paramètres dans les simulations, cinq ensembles de tests ont été réalisés (voir paramètres de configuration C.9). Ainsi, l'apport de la forme des segments *wMaxPonderation* (*WMAX\_POND* pour ODLM) vaut respectivement 2, 1, 3, 2 et 2 pour les courbes ROC 1, 2, 3, 4 et 5 tandis qu'*alphaExtra* (*ALPHA\_EXTRA* pour ODLM) vaut respectivement 1,2, 1,2, 1,2, 0,8 et 1,6 (voir description des paramètres, annexe C).

La figure 4.17, page 63, illustre plutôt les cinq courbes ROC comparatives qui ont été obtenues suite à la mesure de corrélation de 120 simulations par ODLM (voir paramètres de configuration C.11). Afin de pouvoir mieux cibler les distinctions dues à l'utilisation de neurones complexes et à la normalisation des exponentielles, tous les neurones des simulations ODLM furent considérés comme *leaders* (neurones qui peuvent débiter une boucle de propagation). Les paramètres employés pour ODLM ne sont pas tous équivalents à ceux de SyncOsc, il était plutôt préféré d'optimiser autant que possible les performances du système que de comparer les résultats pour des configurations équivalentes. Il faut rappeler que la mesure d'efficacité globale d'un test de performance est estimée par l'aire sous la courbe ROC obtenue. Le tableau 4.4 comprend donc les résultats d'aires sous les courbes ROC, à la fois ceux de SyncOsc et ceux d'ODLM.

Il était également possible de faire ressortir les performances des systèmes, spécifiques à chaque courbe ROC, par le choix optimal des seuils de discrimination et une analyse subséquente des classifications. Ces seuils de discrimination optimaux sont représentés par des cercles sur les courbes ROC. Le tableau 4.5 offre les taux de classification mesurés par SyncOsc

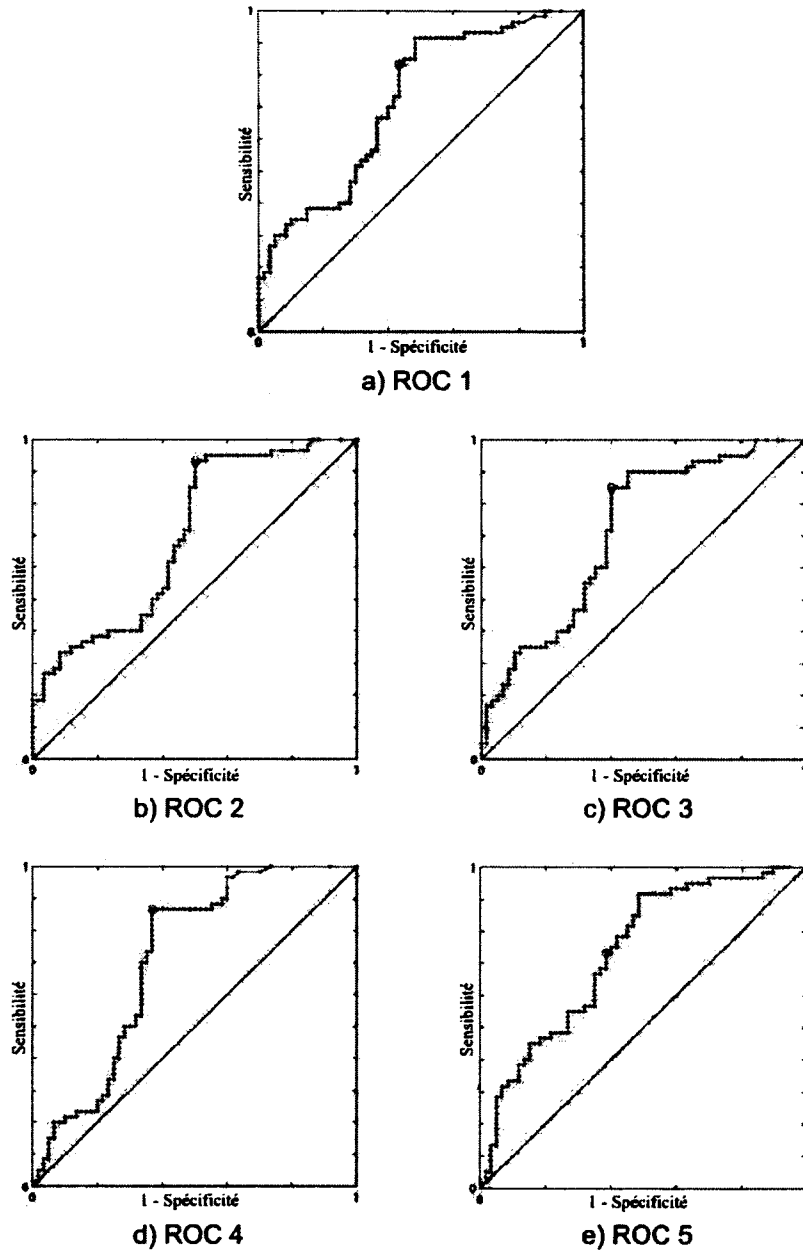


FIGURE 4.16: Courbes ROC images MBDA, SyncOsc. a) Courbe ROC 1 ( $wMaxPonderation = 2$  et  $alphaExtra = 1,2$ ), b) Courbe ROC 2 ( $wMaxPonderation = 1$  et  $alphaExtra = 1,2$ ), c) Courbe ROC 3 ( $wMaxPonderation = 3$  et  $alphaExtra = 1,2$ ), d) Courbe ROC 4 ( $wMaxPonderation = 2$  et  $alphaExtra = 0,8$ ) et e) Courbe ROC 5 ( $wMaxPonderation = 2$  et  $alphaExtra = 1,6$ ) (Plateforme de tests Mammouth série 32-bit)

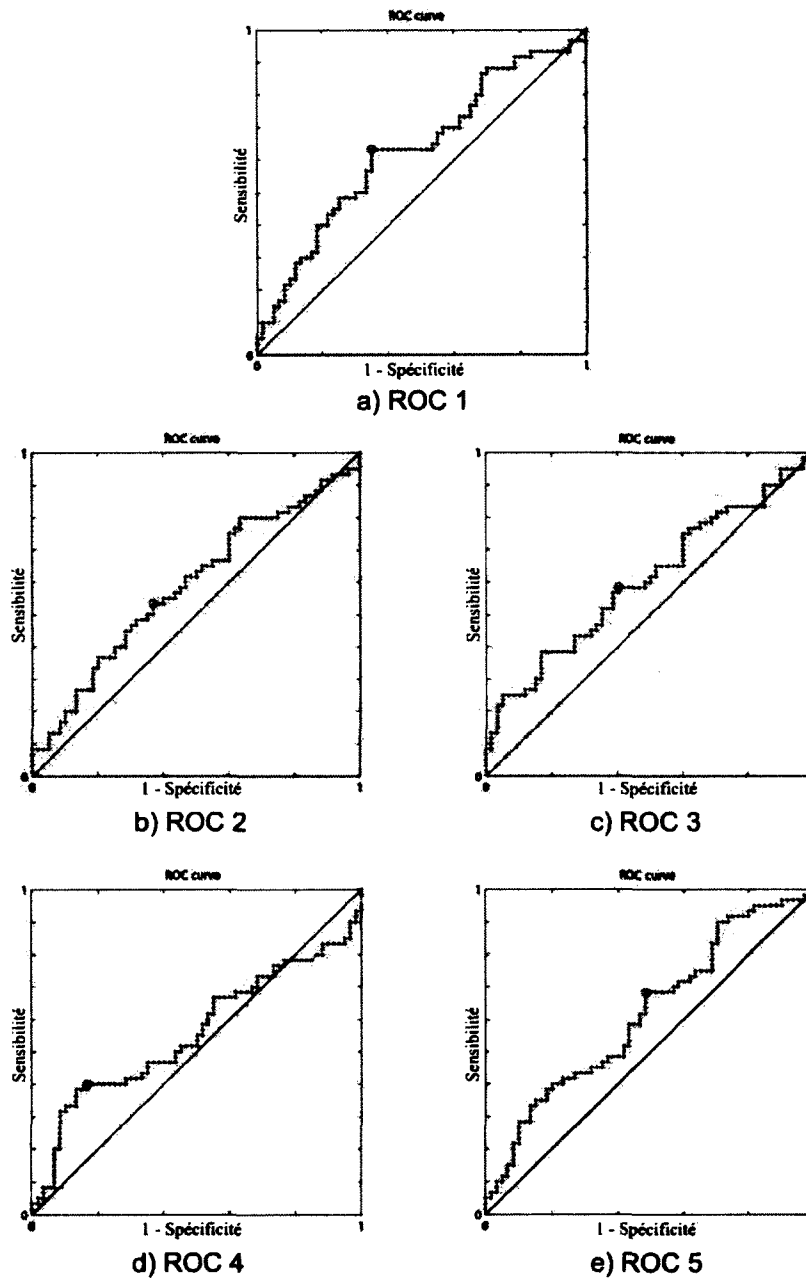


FIGURE 4.17: Courbes ROC images MBDA, ODLM. a) Courbe ROC 1 ( $WMAX\_POND = 2$  et  $ALPHA\_EXTRA = 1,2$ ), b) Courbe ROC 2 ( $WMAX\_POND = 1$  et  $ALPHA\_EXTRA = 1,2$ ), c) Courbe ROC 3 ( $WMAX\_POND = 3$  et  $ALPHA\_EXTRA = 1,2$ ), d) Courbe ROC 4 ( $WMAX\_POND = 2$  et  $ALPHA\_EXTRA = 0,8$ ) et e) Courbe ROC 5 ( $WMAX\_POND = 2$  et  $ALPHA\_EXTRA = 1,6$ ) (Plateforme de tests Mammouth série 32-bit)

**TABLEAU 4.4: IMAGES MBDA - AIRES SOUS LES COURBES ROC (SANS UNITÉ). (PLATEFORME DE TESTS MAMMOUTH SÉRIE 32-BIT)**

	ROC 1	ROC 2	ROC 3	ROC 4	ROC 5
SyncOsc	0,719	0,697	0,714	0,714	0,735
ODLM	0,630	0,590	0,606	0,558	0,618

et ODLM. Les taux de SyncOsc sont légèrement plus élevés que ceux d'ODLM, ce qui confirme l'efficacité des neurones complexes au sein du réseau, à moins qu'ODLM n'ait pas été aussi bien optimisé en termes de paramètres. En effet, malgré une recherche poussée dans la configuration des systèmes ODLM et SyncOsc, il est impossible d'affirmer que les choix de paramètres portés soient optimaux. Le nombre de paramètres est élevé et leur ajustement peu intuitif, l'optimisation des performances est un travail fastidieux. Les efforts portés, par un nombre élevé de simulations et d'analyses de résultats, ont permis d'obtenir les résultats de courbes ROC présentés dans ce mémoire, mais il est probable qu'on puisse toujours poursuivre l'optimisation des réseaux. De plus, une attention particulière a été portée à l'optimisation d'ODLM, c'est-à-dire que plus d'efforts ont été mis dans la configuration d'ODLM que SyncOsc, et ce afin de confirmer tant que possible la justesse des résultats et analyses.

**TABLEAU 4.5: IMAGES MBDA - TAUX DE CLASSIFICATION (PLATEFORME DE TESTS MAMMOUTH SÉRIE 32-BIT)**

	ROC 1	ROC 2	ROC 3	ROC 4	ROC 5
SyncOsc	70,0 %	71,7 %	72,5 %	75,0 %	67,5 %
ODLM	64,2 %	58,3 %	59,2 %	61,7 %	60,0 %

Le tableau 4.6 montre plutôt les temps de calculs moyens pour chaque bloc de 120 simulations, à la fois ceux du réseau développé et ceux d'ODLM. De plus, s'y trouvent les gains de temps, à savoir le rapport entre le temps d'ODLM et le temps de SyncOsc. Finalement, le taux de compression, c'est-à-dire le rapport du nombre de neurones des couches 1 et 2 sur le nombre de neurones complexes des couches 3 et 4 de SyncOsc, est d'environ 13 pour l'ensemble des tests réalisés.

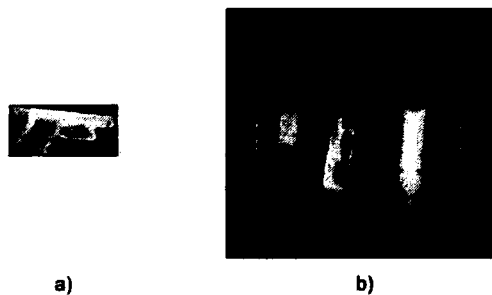
**TABLEAU 4.6: IMAGES MBDA - TEMPS DE CALCULS MOYENS ET GAINS DE TEMPS (PLATEFORME DE TESTS MAMMOUTH SÉRIE 32-BIT)**

	ROC 1	ROC 2	ROC 3	ROC 4	ROC 5
SyncOsc	24 s	24 s	24 s	24 s	24 s
ODLM	336 s	336 s	335 s	355 s	317 s
Gain de temps	13,8	13,9	13,7	14,6	13,0

### 4.4.3 Résultats images rayons-X

Les images rayons-X, de par leurs caractéristiques particulières, font actuellement problème en industrie. En effet, les mesures de sécurité destinées à vérifier les baggages et les colis réclament un développement technologique de pointe pour automatiser les opérations de vérification des contenus. C'est pour cette raison que furent traitées, à l'aide de SyncOsc, des images rayons-X de valises provenant de la compagnie AS&E (voir section 3.3.3) et comparés les résultats avec ceux obtenus par le système ODLM.

Les ressources trouvées en images de ce type étant très limitées, les efforts ont été concentrés sur la recherche d'une arme de poing dans une valise contenant un pistolet et un explosif liquide dans une bouteille (gem12b.tn.pgm, figure 4.18 b)). L'image référence fut créée par le retrait manuel du pistolet de la valise ainsi que par l'application de deux transformations affines, soit une rotation de 90 degrés et un agrandissement léger (gun3.pgm, figure 4.18 a)). Ainsi, plusieurs simulations purent être faites afin de segmenter d'abord les images sources et ensuite réaliser un appariement de formes dans le but de trouver l'emplacement exact du pistolet dans la valise.



**FIGURE 4.18: Images sources rayons-X - a) Pistolet de référence b) Valise contenant un explosif et un pistolet.**

La figure 4.19 présente les résultats de segmentation a) et d'appariement de formes b) obtenus suite à la simulation des images rayons-X par le réseau de neurones à décharges avec neurones complexes SyncOsc (voir configurations C.12). La figure 4.20 présente également ces résultats de simulation, mais plutôt lors de l'utilisation de l'algorithme de référence ODLM (voir configurations C.13).



FIGURE 4.19: Résultats images rayons-X, SyncOsc. La segmentation permet de bien différencier les objets au sein de la valise. Une synchronisation quasi parfaite est aussi perçue lors de l'appariement de formes entre le pistolet de référence et celui compris dans la valise. Temps de traitement de 7.27 secondes. (Plateforme de tests PC I 32-bit - Pentium D CPU 3.20 GHz, 3 GB de mémoire vive - voir Annexe B)



FIGURE 4.20: Résultats images rayons-X, ODLM. La segmentation permet d'assez bien différencier les principaux éléments au sein de la valise. Une très bonne synchronisation est aussi perçue lors de l'appariement de formes entre le pistolet de référence et celui compris dans la valise. Temps de traitement de 249.43 secondes. (Plateforme de tests PC I 32-bit - Pentium D CPU 3.20 GHz, 3 GB de mémoire vive - voir Annexe B)

Bien que les deux algorithmes aient pu retrouver le pistolet au sein de la valise, les sorties de segmentation et d'appariement de formes diffèrent grandement. De plus, les temps de calculs des simulations par SyncOsc et ODLM, pour les mêmes images sources ainsi qu'un même nombre d'épisodes de décharges de segmentation et d'appariement de formes, sont respectivement de 7,27 secondes et 249,43 secondes. Il faut en conclure que le fonctionnement

du réseau SyncOsc se distingue d'ODLM par les choix de conceptions effectués lors de son développement ; neurones complexes, tabulation des poids synaptiques, simplification des calculs dans un épisode de décharges ainsi que l'utilisation de valeurs entières pour les poids synaptiques et potentiels.

# **CHAPITRE 5**

## **ANALYSE ET INTERPRÉTATION DES RÉSULTATS**

### **5.1 Introduction**

Le chapitre précédent avait pour but d'exposer les résultats de l'algorithme SyncOsc en le soumettant à diverses expériences de reconnaissance de formes. De plus, certains de ces résultats ont été comparés avec le réseau de neurones ODLM de Pichevar et Rouat (PICHEVAR et al., 2006). Il y a donc ici analyse des résultats du chapitre 4, c'est-à-dire qu'il y a tentative d'exposer, par l'interprétation des résultats, les impacts des choix de conception. Bien entendu, une attention particulière est mise sur l'apport des neurones complexes dans le comportement de SyncOsc, puisqu'il s'agit de l'élément principal des travaux de recherche.

Afin de simplifier l'analyse, la même structure qu'au chapitre 4 est ici suivie. Ainsi, sont d'abord discutés les impacts de l'utilisation de valeurs entières plutôt que flottantes, pour les potentiels internes et contributions synaptiques, suivi de l'impact des neurones complexes et, finalement, analyses des résultats de reconnaissance de formes. Cette dernière section est sousdivisée pour traiter successivement des résultats obtenus avec les images FERET, MBDA et rayons-X.



## **5.2 Analyse de l'impact des valeurs entières sur le réseau**

Ont été présentés, au sein de la section 4.2, différents résultats de simulations concernant l'utilisation de valeurs entières, ils sont donc analysés et interprétés ici. Les figures 4.1 et 4.2 ont montré que malgré l'utilisation des mêmes paramètres de simulations pour SyncOsc et ODLM, les résultats obtenus peuvent grandement différer.

La première constatation est que les deux réseaux ne stabilisent pas après un même nombre d'épisodes de décharges (voir tableau 4.1). En effet, malgré la considération que la mesure de stabilité a un impact mineur sur le moment de stabilisation (elle diffère très légèrement entre les systèmes ODLM et SyncOsc), les variations de phases des neurones du réseau se stabilisent différemment, ce qui est dû à l'utilisation de valeurs entières. Ceci explique en partie les écarts de résultats sur la figure 4.1. En effet, SyncOsc n'a pu exécuter autant d'épisodes de décharges et possède donc une quantité plus élevée de petits segments. Contrairement, ODLM a pu bénéficier d'un nombre plus élevé d'épisodes de décharges, ce qui a permis à plusieurs petits segments de se joindre progressivement.

La seconde constatation est que, malgré un nombre déterminé et identique d'épisodes de décharges pour SyncOsc et ODLM, les résultats continuent à différer. Ceci est démontré par la figure 4.2 où, pour une même image source et des paramètres de simulations équivalents, la segmentation n'aboutit pas aux mêmes résultats. Une fois de plus, ODLM a tendance à produire moins de segments que SyncOsc. Ceci apporte toutefois une mauvaise qualité de segmentation par ODLM pour l'image simple de rectangles imbriqués. Un ajustement des configurations d'ODLM pourrait résoudre ce problème, mais le but ici était plutôt de montrer la divergence de résultats pour des paramètres équivalents entre ODLM et SyncOsc. Par contre, SyncOsc a pu réaliser une segmentation parfaite de cette image.

La modification des paramètres de simulation de SyncOsc pourrait offrir des résultats semblables à ceux obtenus par ODLM, mais cet ajustement de paramètres serait difficile à réaliser. En effet, le nombre de paramètres est élevé, ce qui amène de grandes difficultés dans l'ajustement du système. Bref, il faut comprendre que le travail requis pour l'obtention de résultats similaires entre SyncOsc et ODLM est fastidieux et peu intuitif.

L'interprétation de ces résultats découle du fait que l'usage de valeurs entières plutôt que flottantes peut être considérée comme une quantification des potentiels internes et contributions synaptiques. Ainsi, cette quantification fait en sorte que SyncOsc prend davantage en considération les distinctions entre neurones ; il devient plus brut dans l'attribution des segments. En d'autres mots, cet algorithme est moins tolérant aux différences entre neurones et jugera qu'ils appartiennent à des segments distincts plus facilement. Contrairement, ODLM jouit d'une précision supplémentaire pour ses potentiels et contributions synaptiques, ce qui permet à des neurones distincts de s'échanger tout de même des contributions synaptiques faibles. Ces contributions, certes petites, offrent aux neurones distincts une meilleure chance de se synchroniser au fil du temps.

### **5.3 Analyse de l'impact des neurones complexes sur le réseau**

La section 4.3 comprend les histogrammes de taux de compression obtenus suite à deux séries de tests (voir figures 4.3 et 4.4). La première, sur des images FERET, montre des taux oscillants entre 40 et 50 tandis que la seconde, sur des images MBDA, montre des taux oscillants entre 6 et 30. Ces résultats avaient fait la preuve qu'il est possible, en fonction des images traitées et par l'ajustement des paramètres, d'obtenir des taux de compression variants.

Une autre constatation, fort importante, est que l'accélération attendue lors de l'appariement de formes dépend totalement de la segmentation, du moins en ce qui concerne l'accélération due aux neurones complexes. En effet, le taux de compression est un indice du nombre moyen de neurones représentés par un unique neurone complexe. Une segmentation n'offrant que très peu de segments fera en sorte que, suite à la projection de l'information, un nombre très restreint de neurones complexes seront créés. Ainsi, peu de liens synaptiques extra-couche devront être traités lors de l'appariement de formes, résultant en une accélération considérable. Toutefois, si le procédé de segmentation offre de petits segments indésirables, ou même des neurones qui ne synchronisent avec aucun autre, il en résultera un taux de compression beaucoup plus faible et l'appariement de formes s'en verra ralenti. En somme, il faut comprendre que les temps de calculs du réseau SyncOsc sont directement dépendant des résultats de segmentation.

## 5.4 Analyse de performances pour trois banques d'images

### 5.4.1 Analyse des résultats images FERET

La section 4.4.1 comprend les résultats des expérimentations dans une application de reconnaissance faciale. 40 images FERET (voir description section 3.3.1), dont furent extraits les visages, ont été employées. Leur taille fut soit 50 sur 50 pixels (petite image), soit 320 sur 240 pixels (grande image). Sont discutés ici certains comportements du réseau de neurones SyncOsc lorsque soumis à une telle application de reconnaissance de formes.

La figure 4.6 indique les sorties de segmentation a) et d'appariement de formes b) qu'offre SyncOsc pour la simulation I, soit la comparaison de deux visages d'une même personne. Il était donc désiré d'obtenir une synchronisation maximale entre les deux visages. Bien que la segmentation ne semble pas très significative, SyncOsc a pu réaliser un appariement de formes d'excellente qualité puisqu'il en résulte une très grande synchronisation temporelle des neurones du visage. Ceci prouve que le réseau a reconnu que les deux images traitées sont des représentations de la même personne, soit l'objectif de cette simulation.

L'expérimentation II consistait plutôt en la comparaison de visages de deux hommes. Une synchronisation temporelle minimale entre les visages lors de l'appariement de formes était alors recherchée, ce qui marque la discordance entre deux images d'entrées. La figure 4.7 montre les résultats de segmentation a) et ceux d'appariement de formes b), toujours pour SyncOsc. SyncOsc a bien réagi en n'offrant qu'une synchronisation minime entre neurones extra-couche. Il s'agit donc d'une expérimentation concluante.

Comparativement, les figures 4.8 et 4.9 présentent les résultats pour les mêmes simulations I et II, mais cette fois en réponse aux traitements par l'algorithme ODLM. Une fois encore, il est possible d'affirmer que les opérations de reconnaissance faciale ont été bien effectuées, ayant une synchronisation temporelle maximale pour la simulation I et une autre minimale pour la simulation II. Il faut préciser également que certains neurones sur ces images de sorties ODLM sont inactifs, c'est-à-dire qu'ils ne déchargent jamais au moment du traitement. Leur présence s'explique essentiellement par des neurones *followers*, ceux qui ne peuvent décharger qu'après

le déclenchement d'un neurone *leader*. Cette distinction entre SyncOsc et ODLM suscite un comportement différent des réseaux, surtout vis-à-vis les neurones divisant deux objets d'une même image. En effet, SyncOsc les inclura dans les segments d'objets, tandis que ODLM aura tendance à ne jamais les faire déclencher.

Bien que les résultats soient similaires pour SyncOsc et ODLM, le comportement du réseau est bien différent en ce qui a trait à l'atteinte de stabilité. Les choix de conception, plus particulièrement la projection des synchronisations temporelles présynaptiques vers de nouveaux neurones complexes et l'utilisation de valeurs entières pour les potentiels et poids synaptiques, confèrent une stabilité au système. En effet, pour un même seuil de stabilité recherché au sein du réseau, SyncOsc nécessite beaucoup moins d'épisodes de décharges d'appariement de formes (voir tableau 4.3). De plus, ODLM ne stabilisera parfois jamais lorsqu'il reçoit deux images en entrées, même pour deux images identiques. Il atteindra plutôt le nombre maximal d'épisodes de décharges spécifié par l'utilisateur. En revanche, SyncOsc est en mesure de se stabiliser rapidement malgré des images distinctes fournies en entrées. Il s'agit d'un avantage important puisque ceci atteste que le réseau parvient à sa décision de reconnaissance de formes avec plus de certitude. Il en découle aussi que SyncOsc arrivera à une solution dans un laps de temps bien plus court, ayant moins d'épisodes de décharges à effectuer. Le tableau 4.2 montre l'ampleur des gains en temps de calculs de SyncOsc face à ODLM, gains qui s'expliquent en grande partie par les neurones complexes, les optimisation de calculs dans un épisode de décharges, la tabulation des poids synaptiques, l'utilisation de valeurs entières et l'atteinte rapide de stabilité.

Les simulations III et IV, toujours sur des visages provenant de la banque FERET, ont permis de comprendre d'autres facettes de l'algorithme SyncOsc. D'abord, ces deux simulations prouvent qu'il était possible de traiter de biens plus grandes images qu'ODLM sans avoir un quelconque problème mémoire. Il s'agit d'une force importante de SyncOsc qui ouvre la porte à de nouvelles applications. Ceci s'explique principalement par la tabulation des poids synaptiques (voir section 3.2.4), ne nécessitant plus alors l'enregistrement de l'ensemble des poids synaptiques extra-couche pour l'appariement de formes. Ensuite, les segmentations (images 4.10 a) et 4.11 a)) sont fortement influencées par l'initialisation des potentiels des

neurones en fonction des niveaux de gris des pixels. La segmentation peut, suivant cette initialisation particulière, s'effectuer bien plus rapidement, mais il y a alors apparition de segments dont les neurones ne sont pas nécessairement des voisins intra-couche. Malgré tout, les résultats d'appariement de formes (images 4.10 b) et 4.11 b)) offrent de bonnes réponses, c'est-à-dire qu'il y a synchronisation temporelle maximale pour des visages d'une même personne et synchronisation temporelle minimale pour des visages de deux personnes distinctes. De plus, les temps de calculs de 16,43 secondes pour la simulation III et de 23,90 secondes pour la simulation IV sont prometteurs, puisqu'ODLM ne peut même pas traiter ces images en plusieurs heures. En somme, les choix de conception permettent d'effectuer toujours correctement les opérations de reconnaissance faciale, d'obtenir une plus grande stabilité du réseau, d'employer de biens plus grandes images en entrées ainsi que de traiter l'information dans des temps nettement inférieurs à ODLM.

#### **5.4.2 Analyse de performances - images MBDA**

Les résultats des expérimentations avec les images MBDA ont été inscrits dans la section 4.4.2. Y sont présentées, en premier lieu, les sorties de simulations du réseau de neurones à quatre couches SyncOsc dans une application d'identification de différentes sections d'un avion sous deux prises de vues distinctes ainsi que dans la gamme des infrarouges. À titre comparatif, les résultats du réseau ODLM pour cette même application figurent également dans cette section du mémoire.

L'image a) de la figure 4.13 montre les résultats de segmentation fournis par SyncOsc. Il a été possible d'établir clairement une distinction entre les différentes sections de l'avion et l'arrière-plan. De plus, les deux avions ont été découpés en sections, ce qui était recherché. Malheureusement, la segmentation n'est pas parfaite, de petits segments indésirables en font partie. Malgré tout, ces résultats confirment qu'il est possible, grâce à ce réseau de neurones à décharges, de faire ressortir, dans un premier temps, l'objet désiré d'une image source et, dans un deuxième temps, de le sous diviser à volonté en plusieurs segments.

L'image b) de la figure 4.13, les résultats d'appariement de formes pour SyncOsc, est très intéressante, car elle affiche les bonnes performances de l'algorithme malgré une segmentation

de qualité moyenne. En effet, les segments indésirables ont presque tous disparu en se joignant à de nouvelles régions qui constituent des sections principales des deux avions. Par exemple, le gouvernail de profondeur (section arrière de l'avion) peut être clairement distingué du fuselage. Il est aussi important de noter une particularité de SyncOsc dans la création de régions composées de neurones d'une même couche mais qui ne sont pas voisins. En effet, les poids synaptiques extra-couche permettent de surpasser les neurones voisins intra-couche dans la synchronisation temporelle. En d'autres mots, des neurones qui ne sont pas voisins sur une même couche peuvent, suivant l'appariement de formes, appartenir à la même région par l'apport des poids synaptiques extra-couche. Par exemple, les ailes d'un avion ainsi que son gouvernail de profondeur appartiennent à la même région bien qu'ils ne soient pas des neurones voisins d'une même couche. Ce phénomène, intitulé *effet de pont*, peut s'avérer fort utile dans certaines applications, ce qui constitue un avantage réel.

Les résultats comparatifs de segmentation et d'appariement de formes, par l'utilisation de ODLM, sont respectivement les images a) et b) de la figure 4.14. L'image a) montre bien qu'il est plus difficile de distinguer clairement l'arrière-plan des différentes sections de l'avion qu'avec SyncOsc. De plus, des segments indésirables sont présents, bien qu'il fut tenté de les faire disparaître dans de nombreuses simulations. Néanmoins, cette segmentation était suffisante pour poursuivre le traitement et effectuer l'appariement de formes. Ces résultats d'appariement de formes, image b), ont présenté des lacunes quant à la distinction de l'arrière-plan des sections de l'avion. Par contre, les sections principales se sont synchronisées, telles les ailes, le fuselage et la dérive. En somme, tout comme SyncOsc, ODLM a pu réaliser une segmentation et un appariement de formes intéressants même si SyncOsc a pu distinguer plus facilement l'arrière-plan de l'avion et a mieux divisé ce dernier en différentes sections principales.

En ce qui concerne les temps de calculs de cette expérience, l'apport des neurones complexes dans le réseau de neurones SyncOsc a des effets plus que positifs sur les temps de traitement, effets qui s'ajoutent à ceux des simplifications mathématiques dans les épisodes de décharges ainsi qu'à ceux de la tabulation des poids synaptiques. Il suffit de se rappeler que, pour la même tâche de reconnaissance à partir des images MBDA, SyncOsc a mis 4,37 secondes versus 236,77 secondes pour ODLM. Il s'agit d'une réduction d'environ 98% des

temps, ce qui surpasse de loin les attentes initiales lors de la conception du système. Tout compte fait, SyncOsc permet une concentration efficace de l'information par le passage des neurones présynaptiques synchrones vers les neurones complexes, tout en conservant une qualité appréciable de segmentation et d'appariement de formes.

Par la suite, furent présentées les courbes ROC permettant d'évaluer l'efficacité de SyncOsc et de le comparer aux performances d'ODLM. Il faut se rappeler que l'efficacité globale peut être estimée par le calcul des aires sous les courbes ROC, valeurs disponibles dans la table 4.4. L'ensemble des mesures confirme qu'il est possible d'obtenir les mêmes performances qu'ODLM, sinon de meilleures, avec la nouvelle architecture. En effet, les aires sous les courbes varient de 0,697 à 0,735 pour le réseau de neurones SyncOsc, tandis qu'ODLM offre des aires qui oscillent entre 0,558 et 0,630. De plus, les taux de classification mesurés, lors du choix des seuils de discrimination optimaux pour les tests évalués, sont également de meilleure qualité pour SyncOsc (de 67,5 % à 75,0 %) comparativement à ODLM (de 58,3 % à 64,2 %).

Une conclusion qui peut être tirée de ces résultats est que les choix de conception, et principalement le nouveau modèle de neurones complexe, permettent non seulement d'égaliser les performances du réseau ODLM dans cette application de reconnaissance de formes, mais bien de les surpasser. Il ne faut pas omettre toutefois que les paramètres de configuration choisis jouent un rôle très important dans la qualité des résultats de simulations, ils peuvent expliquer aussi en partie les divergences de performances entre SyncOsc et ODLM. En effet, les performances obtenues, autant pour ODLM que SyncOsc, ne peuvent être qualifiées d'optimales. La quantité très importante de paramètres de simulation de même que leur ajustement peu intuitif font en sorte qu'il est difficile de bien configurer les systèmes pour une application donnée. Malgré tout, il y a eu recherche préliminaire exhaustive de paramètres de simulations et tentative d'optimisation, par de nombreuses simulations, des résultats de courbes ROC. Il faut même préciser qu'un effort plus important a été apporté à l'optimisation du système ODLM que SyncOsc, afin de maximiser la pertinence des résultats et analyses.

L'apport de la forme sur les contributions synaptiques extra-couche a aussi été varié d'une courbe ROC à l'autre. Les systèmes de reconnaissance de formes testés, autant SyncOsc

qu'ODLM, semblent assez peu dépendants de ce paramètre. Malgré tout, et tel qu'espéré, les aires sous les courbes ROC 1 et ROC 3 (apports de formes importants) sont légèrement supérieures à celle de la courbe ROC 2 (apport de forme nul). Le paramètre de configuration *alpha extra* a lui aussi varié d'une courbe à l'autre. Cette fois, l'algorithme ODLM a répondu un peu plus fortement aux variations portées, SyncOsc est donc un peu plus stable à cet égard. En effet, l'aire sous la courbe ROC 4 a chuté de quelques points lors de la variation d'*alpha extra* pour ODLM, mais elle est restée inchangée pour SyncOsc. Ceci s'explique principalement par le choix de conception porté sur l'utilisation de valeurs entières plutôt que flottantes. Ceci diminue en effet la sensibilité de l'algorithme aux légères variations de poids synaptiques.

Des conclusions additionnelles peuvent être tirées suite à la réalisation de ces ensembles de tests. En premier lieu, les temps moyens de calculs sont encore une fois nettement inférieurs pour SyncOsc (voir tableau 4.6). Les gains de temps varient entre 13,0 et 14,6 (diminution supérieure à 90 % des temps de calculs), ce qui est plus que respectable et principalement dû au nouveau modèle de neurones complexes conçu pour le système. Dans un second temps, le taux de compression mesuré (rapport entre le nombre de neurones des couches 1 et 2 versus le nombre de neurones complexes des couches 3 et 4) vaut environ 13, ce qui diminue considérablement le nombre de liens synaptiques extra-couche et explique l'accélération importante de l'algorithme. Il faut noter aussi que ce taux de compression est présentement limité par la qualité de la segmentation, qui comprend encore trop de petits segments indésirables, et pourrait être encore amélioré par un lissage de la segmentation. Reste qu'en somme, les expériences portées sur les images MBDA montrent bien les apports des choix de conception (valeurs entières, modèle de neurones complexes, tabulation des poids synaptiques, optimisation des calculs dans un épisode de décharges et forme algorithmique) ainsi que l'efficacité équivalente, ou même accrue, face au réseau ODLM dans cette application de reconnaissance de formes.

### **5.4.3 Analyse des résultats images rayons-X**

Des résultats de simulations d'images rayons-X furent présentés à la section 4.4.3. Les capacités de SyncOsc dans une application de sécurité avaient alors été mises en évidence. Cette application consistait en la recherche d'une arme à feu dans une valise rayons-X contenant



différents objets. De plus, les résultats de l'algorithme ODLM avaient été communiqués et commentés à titre comparatif.

L'image 4.19 a) confirme les résultats de segmentation de SyncOsc. S'y distinguent facilement les différents objets contenus dans les deux images transmises au système, et plus particulièrement le pistolet recherché ainsi que l'explosif liquide. Toutefois, il faut préciser que plusieurs neurones ne déchargent jamais (en noir sur la figure), ce qui est attribué principalement au nombre restreint d'épisodes de décharges et au choix des paramètres de simulation. Ces neurones inactifs forment généralement les contours d'objets auxquels ils n'ont pu se joindre. En outre, de petits segments indésirables y sont localisés, encore qu'ils ne soient pas si nombreux. Malgré tout, les résultats obtenus par l'algorithme conçu montrent bien qu'il a la capacité de segmenter ce type d'image et d'offrir de très bons résultats.

Les sorties de SyncOsc suite à l'appariement de formes figurent dans l'image 4.19 b). Une synchronisation temporelle quasi parfaite a pu être obtenue entre le pistolet de référence (couche 1) et celui de la valise (couche 2). Ces bons résultats s'expliquent par une attention particulière portée sur la forme des régions au moment de l'appariement de formes. En effet, les poids synaptiques entre neurones complexes représentant des régions de formes similaires sont augmentés. De plus, ces résultats montrent bien que la création d'un neurone complexe basé sur la synchronisation de ses neurones synaptiques permet la conservation de l'information et un traitement d'image performant. La localisation de l'arme de poing est rendu possible grâce à SyncOsc qui répond donc aux exigences de l'expérimentation.

Par comparaison, les images a) et b) de la figure 4.20 montrent respectivement les résultats de segmentation et d'appariement de formes provenant d'une simulation ODLM. La segmentation a pu faire ressortir une fois encore l'objet recherché, l'arme de poing. Cependant, contrairement à SyncOsc, la segmentation de la valise n'est pas aussi précise et certains objets, dont l'explosif liquide dans la bouteille, sont liés à des zones indésirables. La segmentation comporte aussi des neurones qui ne déchargent jamais ; ils dessinent généralement des contours entre différents objets. L'appariement de formes, quant à lui, a permis de retracer très clairement le pistolet par une synchronisation temporelle efficace des neurones. Donc, sans contredit,

ODLM permet lui aussi d'obtenir des résultats de segmentation et d'appariement de formes intéressants.

Des distinctions additionnelles peuvent être tirées de ces expérimentations et résultats. D'abord, la structure des deux réseaux dicte des comportements distincts aux neurones. Les paramètres de simulation doivent alors être choisis pour satisfaire chacun des algorithmes et ne peuvent, par là même, concorder. Il est bien plus facile et rapide d'ajuster les paramètres de simulation de SyncOsc que ceux d'ODLM, car il y en a quelques-uns en moins et il est possible de réaliser plus de simulations dans un même laps de temps. Il faut se rappeler que, par exemple, les temps de calculs des simulations énoncés par les figures 4.19 et 4.20 sont respectivement de 7,27 secondes et de 249,43 secondes, soit un rapport d'environ 34,31. Ces gains s'expliquent principalement par l'apport des neurones complexes qui diminuent considérablement le nombre de contributions synaptiques lors de l'appariement de formes. La segmentation est également plus rapide pour SyncOsc, dû à la tabulation des poids synaptiques et à l'optimisation des calculs dans un épisode de décharges. En somme, les deux algorithmes présentent des résultats pertinents dans le traitement des images rayons-X, mais SyncOsc permet de dégager une solution plus précise en un temps de simulation beaucoup plus court.

# CONCLUSION

## Synthèse

Ce projet de recherche présente un algorithme, SyncOsc, qui permet d'effectuer des opérations de segmentation et d'appariement de formes au sein de diverses applications de reconnaissance de formes. Il s'agit d'un nouveau réseau de neurones à décharges comprenant quatre couches ainsi qu'un procédé de projection des synchronisations temporelles de segmentation vers des neurones complexes.

La première étape de ce projet fut la recherche et la compréhension des études en neurosciences sur les neurones complexes. Il a été possible de noter la présence de tels neurones autant dans le champ visuel, auditif et somato-sensoriel, ce qui apportait l'hypothèse qu'ils doivent occuper une place cruciale dans les opérations de traitement de l'information. Ces neurones, dont le champ récepteur est défini par des entrées synchrones, semblaient effectuer une compression de l'information, un filtrage du signal.

Dans un deuxième temps, il fut requis de définir le procédé à employer pour faire le dit passage des synchronisations temporelles de segmentation vers les neurones complexes. Cette projection devait conserver autant les informations de formes, de couleurs et de liens synaptiques afin que les neurones complexes soient une représentation convenable des données sources. Les choix de conception s'attardèrent sur la représentation d'un segment par un neurone complexe dont la position fut le centre de gravité du segment, la couleur fut la moyenne des niveaux de gris des neurones du segment, la forme fut le calcul de circularité du segment et, finalement, les liens synaptiques intra-couches furent les mêmes segments voisins intra-couches

que le segment représenté. Pour ce qui est des liens extra-couches, ils furent établis avec tous les neurones complexes des autres couches du réseau.

Ensuite, bien qu'il s'agissait d'objectifs secondaires, des limitations techniques connues qui sont souvent caractéristiques des réseaux de neurones à impulsions devaient être contournées. En particulier, il devait y avoir minimisation des demandes mémoires en plus d'écourter considérablement les temps de traitement de l'algorithme. Pour ce faire, en plus de l'apport des neurones complexes, furent introduites l'utilisation de valeurs entières pour les valeurs de contributions synaptiques et potentiels de neurones, l'optimisation de calculs dans un épisode de décharges ainsi que la tabulation des poids synaptiques par une normalisation des exponentielles.

La quatrième étape de ce projet fut alors la recherche de banques d'images ayant chacune des caractéristiques propres qui pourraient faire ressortir les forces et lacunes de l'algorithme développé, principalement les apports des neurones complexes. Dans ce but, des applications de reconnaissance de formes furent réalisées.

Les résultats des différentes simulations ont permis de tirer nombreuses conclusions sur le comportement du nouveau réseau de neurones ainsi que de confirmer les hypothèses initiales. D'abord, l'utilisation de neurones complexes effectue bel et bien une compression majeure de l'information tout en conservant une représentation adéquate des données sources. En effet, malgré cette compression il est possible d'obtenir des sorties d'appariement de formes répondant aux besoins des différentes applications de reconnaissances de formes testées.

Ensuite, il y a eu accélération considérable des temps de calculs, souvent de l'ordre de 95% ou plus comparativement à l'algorithme ODLM. En effet, il y a eu des améliorations autant lors de la segmentation que lors de l'appariement de formes. Ceci s'explique d'abord par les choix de conception, soit principalement par l'utilisation de valeurs entières pour les poids synaptiques et potentiels, la tabulation des poids synaptiques, l'optimisation de calculs dans un épisode de décharges et l'introduction de neurones complexes. Toutefois, les temps sont également diminués par une augmentation de la stabilité du réseau, entraînant une diminution

du nombre d'épisodes de décharges à effectuer. Il faut noter aussi que l'étape de segmentation est maintenant, dans la plupart des cas, bien plus longue à réalisée que l'appariement de formes, soit l'inverse d'ODLM.

Une troisième constatation est que, dû à l'emploi de valeurs entières, le réseau conçu établi une distinction plus rapide et plus brute entre les neurones. En d'autres mots, ce choix de conception peut être considéré comme une quantification menant à une différenciation plus aisée entre neurones. Il en résulte des sorties de simulations biens différentes de celles obtenues par ODLM, soit principalement un découpage plus marqué entre les sections des objets, un avantage pour certaines applications.

Bien qu'un peu moins nombreux qu'au sein d'ODLM, l'algorithme présenté dans ce mémoire comporte une quantité importante de paramètres de simulations. Certes ceci lui donne une flexibilité intéressante, mais il en résulte également une difficulté d'ajustement de paramètres. Malgré tout, cette opération reste moins fastidieuse qu'au sein d'ODLM, principalement dû aux temps de calculs plus courts et à l'apport des valeurs entières dans la différenciation des neurones.

Finalement, une dernière conclusion portée est que SyncOsc permet d'éviter les problèmes de limites mémoires trop souvent associées aux réseaux de neurones. En effet, la tabulation des poids synaptiques par une normalisation des exponentielles fait en sorte qu'il n'est plus nécessaire d'enregistrer en mémoire les poids pour tous les liens synaptiques entre neurones. Il est alors possible de traiter des images de biens plus grandes tailles, ce qui n'était pas possible par l'algorithme ODLM.

## **Apport du projet**

Le principal apport de ce projet est l'intégration de neurones complexes, dont le champ récepteur est défini en fonction des neurones présynaptiques, dans un réseau de neurones à décharges intitulé SyncOsc. Une concentration importante de l'information se produit

alors par la projection des synchronisations temporelles des couches 1 et 2 de segmentation vers de nouveaux neurones complexes des couches 3 et 4. De plus, la nouvelle structure algorithmique de même que les simplifications mathématiques apportent des solutions aux difficultés mémoires et temps de calculs excessifs souvent rattachés aux réseaux de neurones à décharges.

Suivant l'observation et l'analyse des résultats obtenus sur les différentes banques d'images, on peut conclure qu'il s'agit d'une avenue de recherche fort intéressante et qu'elle mérite d'être poursuivie. Il serait alors possible de mieux comprendre et gérer le comportement du réseau en plus d'améliorer ses performances dans les applications de reconnaissance de formes.

## **Perspectives de recherches futures**

Dans cette section, une série de perspectives de recherches futures sont suggérées. En effet, puisque le présent mémoire n'est qu'une première étude du comportement des neurones complexes au sein d'un réseau, il reste encore nombreuses avenues et améliorations potentielles à explorer.

### **Séparation des opérations de segmentation et d'appariement de formes**

L'intérêt principal de l'algorithme développé est la projection des synchronisations temporelles présynaptiques vers de nouveaux neurones complexes. Il serait pertinent alors de réaliser un système indépendant n'effectuant que cette projection ainsi que l'appariement de formes. Ainsi, il serait nécessaire de fournir en entrées des images déjà segmentées, ce qui dans plusieurs applications peut être considéré comme un prétraitement des données.

Il est intéressant de noter aussi que cette formule permettrait d'employer d'autres algorithmes pour effectuer la segmentation. Les capacités de segmentation de certains algorithmes sont très attrayantes et pourraient parfois résoudre des difficultés de qualité de segmentation de même que diminuer les temps de calculs. Les forces du réseau de neurones développé sont le processus de projection et l'appariement de formes, un système ne comprenant que ces étapes serait de mise.

## **Intégration d'informations additionnelles des images**

Les images traitées par l'algorithme développé sont de type *Portable Gray Map*, des images ne comprenant que des niveaux de gris. Il serait utile d'ajouter les capacités de traitement d'images couleurs, puisque ces dernières comprennent bien plus d'information que de simples niveaux de gris. Ainsi, la mesure de différence entre deux neurones serait plus précise.

Également, lors du passage des synchronisations temporelles de segmentation aux neurones complexes, l'information des niveaux de gris conservée n'est qu'une moyenne sur l'ensemble des pixels de chaque segment. L'intégration des textures des segments s'avérerait une information intéressante au réseau puisqu'elle consisterait en une caractéristique additionnelle des neurones complexes. Ces deux ajouts d'informations sur les images entraîneraient une amélioration des étapes de segmentation et d'appariement de formes. Il reste toutefois des recherches à effectuer afin de définir la meilleure méthode d'intégration de ces informations au sein du réseau de neurones.

## **Étude de l'échelle des potentiels**

La modification de l'échelle des potentiels, par l'ajustement du seuil de décharge, est en fait un procédé de quantification. Il a été montré que ceci influence grandement le fonctionnement du système, particulièrement par une augmentation de la stabilité. Il serait donc pertinent et intéressant d'effectuer une étude du nombre de niveaux de quantification, dans le but de tendre vers une valeur optimale. En effet, une analyse des performances en fonction du nombre de niveaux de quantification apporterait une compréhension supplémentaire du comportement des réseaux de neurones à décharges, ce qui pourrait permettre une amélioration du système.

## **Technique d'intégration de neurones complexes**

La méthodologie de SyncOsc, dans l'intégration de neurones complexes au sein d'un réseau de neurones à décharges, repose sur la projection d'un segment en un unique neurone complexe. Cette méthode, bien qu'efficace, entraîne une perte d'information (topologie des neurones). Il est donc proposé d'étudier d'autres techniques d'intégration de neurones complexes qui limiteraient cette perte d'information. Par exemple, tel que proposé par M. Ramin Pichevar,

un neurone complexe pourrait être associé aux neurones ayant tous un même voisinage. En d'autres mots, un neurone complexe ne tiendrait plus strictement compte du segment auquel appartient un neurone conventionnel, mais bien également les segments voisins du neurone conventionnel. Bref, il faut comprendre que la multitude d'autres possibilités de définitions de neurones complexes ouvrent la porte à de nombreuses recherches futures.

### **Technique de coloriage des segments**

Il a été perçu, lors de différentes expérimentations, que le choix des couleurs pour les segments repose actuellement sur un algorithme parfois trompeur. En effet, il est actuellement possible d'obtenir un même coloriage pour deux segments de neurones non synchronisés, ce qui trompe l'utilisateur du réseau. Il faudrait plutôt opter, dans les travaux futurs, pour une méthode de sélection de couleurs qui évite cette problématique. Par exemple, il serait possible de se référer au coloriage des cartes employé dans la théorie des graphes.

### **Ajustement automatique des paramètres de simulation**

Bien que la multitude de paramètres de simulations apportent une flexibilité à l'algorithme développé, ils entraînent aussi malheureusement une difficulté d'ajustement du système. En effet, afin de trouver une configuration efficace pour la segmentation et l'appariement de formes, l'utilisateur doit actuellement réaliser plusieurs simulations tant qu'il ne sera satisfait par les résultats. Il s'agit d'un travail souvent fastidieux, il serait préférable que ces ajustements de paramètres s'effectuent d'eux mêmes. Pour ce faire, des fonctions d'ajustement automatiques pourraient être développées, fonctions qui pourraient analyser les informations des images sources (contrastes, histogrammes, etc.). Bien entendu, des recherches seront nécessaires pour atteindre cet objectif, travail qui semble à plus long terme une nécessité pour rendre l'algorithme plus attrayant.



# ANNEXE A

## CARACTÉRISATION DE LA FORME

La caractérisation de la forme s'avère très utile dans une application de reconnaissance de formes (PARENTEAU, 2007). En effet, elle permet d'éviter l'usage exclusif des histogrammes de couleurs des pixels, sans quoi il peut être difficile de différencier deux segments de formes distinctes. L'utilisation d'un qualificatif basé sur le périmètre  $P$  de même que la surface  $S$  occupée par les segments contribue grossièrement à lever cette difficulté (ZHANG et LU, 2004). Malgré tout, l'utilisation de  $P^2/S$  a l'avantage de se calculer très rapidement tout en présentant une caractérisation intéressante de la forme, car cette dernière est insensible aux transformations affines. Soit la figure A.1 d'une forme quelconque et les équations A.1 qui en découlent :

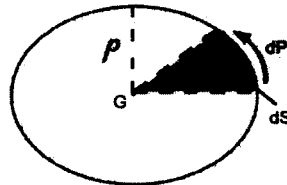


FIGURE A.1: Calcul de circularité  $P^2/S$ . Le périmètre est symbolisé par  $P$ , la variation de périmètre par  $dP$ , la surface par  $S$ , la variation de surface par  $dS$ , la variation de l'angle par  $d\theta$ , le rayon par  $\rho$  et le centre de gravité d'une forme par  $G$ .

$$dP = \rho(\theta)d\theta, \quad dS = \frac{1}{2}\rho(\theta)dP, \quad P = \int_0^{2\pi} \rho(\theta)d\theta, \quad S = \frac{1}{2} \int_0^{2\pi} \rho^2(\theta)d\theta \quad (\text{A.1})$$

où  $P$  est le périmètre,  $S$  la surface et  $\rho(\theta)$  le rayon qui relie le centre de gravité  $G$  au contour de la forme. Il faut se déplacer sur le contour en faisant varier  $\theta$  de 0 à  $2\pi$ . Le calcul du  $\frac{P^2}{S}$  peut donc s'exprimer par l'équation A.2.

$$\frac{P^2}{S} = 2 \times \frac{\int_0^{2\pi} \rho^2(\theta)(d\theta)^2}{\int_0^{2\pi} \rho^2(\theta)d\theta} \quad (\text{A.2})$$

Ce rapport donne des valeurs de compacité constantes en fonction de la forme. En effet, la compacité différera selon la figure analysée, permettant du coup de la caractériser. Par exemple, un cercle donnera toujours une compacité égale à  $8\pi$  tandis qu'un carré donnera toujours la valeur 4. Cette mesure permet donc de différencier deux segments de formes distinctes.

Bien qu'il semble à première vue que ces paramètres soient simples à évaluer, la nature des images informatisées entraîne des erreurs de calcul. L'utilisation de pixels introduit une forme « escalier » au sein des images, voici un exemple de ce problème (figure A.2).

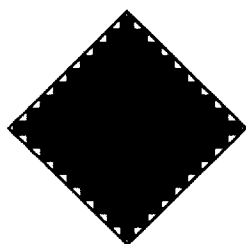


FIGURE A.2: Problème de caractérisation de la forme

Les travaux de Prashker (PRASHKER, 1999) présentent un algorithme qui tente de remédier au problème de calcul du périmètre en se basant sur la nature des pixels voisins. Puisqu'il observe l'état des 8 pixels entourant le pixel central, il y a présence de 256 possibilités. Il attribue une valeur à chacun des voisins, tel que présenté à la figure A.3, pour en faire la somme.

1	2	4
8		16
32	64	128

FIGURE A.3: Matrice de valeurs des pixels entourant un pixel central

Il obtient ainsi une valeur de forme comprise entre 0 et 255 qui correspondra à une valeur prédéterminée de périmètre. La figure A.4 examine quelques possibilités de formes : le périmètre pour le cas (a) vaut 2, pour le cas (b) il vaut 1 et pour le cas (c) il vaut 2 également. Ce procédé permet une nette amélioration des valeurs de périmètre, bien qu'il n'y ait pas atteinte d'une valeur exacte. Une dépendance significative persistera entre la qualité des résultats, la forme des segments, l'échelle de l'image et la résolution de l'image.

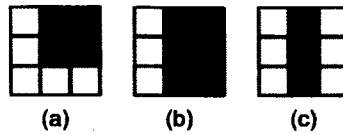


FIGURE A.4: Exemples de valeurs de périmètre

Ces travaux ont aussi examiné le calcul de la surface pour conclure que peu d'améliorations pouvaient être apportées. En effet, les erreurs de surface résident dans les pixels appartenant au périmètre. Il existe donc soit une partie de trop ou une partie manquante dans la mesure de la surface. Ces deux cas produisant des effets inverses sur la surface, ils provoquent par le fait même un impact minime. De plus, en augmentant la résolution des images, cet impact diminue grandement de sorte qu'il est acceptable de se contenter d'un calcul simple du nombre de pixels compris dans la forme pour le calcul de la surface.

# **ANNEXE B**

## **PLATEFORMES DE TESTS**

### **B.1 Introduction**

Cette annexe a pour objectif de présenter sommairement les plateformes de tests employées lors des différentes simulations. En effet, trois systèmes distincts ont été utilisés pour exécuter les tests, soit le superordinateur Mammouth et deux ordinateurs personnels.

### **B.2 Mammouth**

L'Université de Sherbrooke vient en tête de file au Canada en fait de puissance informatique. En effet, elle possède le superordinateur le plus puissant du Canada. Intitulé Mammouth, il compte 2 024 processeurs et a une capacité de calcul de l'ordre de 13 900 milliards d'opérations par seconde. Toutefois, ce superordinateur se divise en deux grappes, une pour le traitement parallèle et une autre pour le traitement en série. Cette seconde grappe fut utilisée pour les traitements de ce travail de recherche, permettant ainsi de répartir la problématique sur un ensemble de processeurs 32 bits. Cette fonctionnalité a particulièrement été utile dans la recherche des paramètres de simulation.

### **B.3 Ordinateur personnel**

D'autres tests effectués demandaient une force de calcul bien plus limitée. Il aurait été inutile alors de faire appel au superordinateur Mammouth. Ils ont plutôt été effectués sur un ordinateur personnel conventionnel.

#### **B.3.1 Configurations du PC I**

Il s'agissait d'un ordinateur personnel équipé d'un processeur Pentium D CPU 3.20 GHz. Il comprenait 3 GB de mémoire vive et fonctionnait sous le système d'exploitation Windows XP 32 bits. Les simulations ont été réalisées en utilisant l'émulateur Linux Cygwin.

### **B.3.2 Configurations du PC II**

Il s'agissait d'un ordinateur personnel équipée d'un processeur Intel(R) Core(TM)2 Quad CPU Q6600 2.40 GHz. Il comprenait 2 GB de mémoire vive et fonctionnait sous le système d'exploitation Windows Vista Home Edition 32 bits. Les simulations ont été réalisées en utilisant l'émulateur Linux Cygwin.

# ANNEXE C

## PARAMÈTRES DE SIMULATION

### C.1 Explication des paramètres de simulation de SyncOsc

TABLEAU C.1: DESCRIPTION DES PARAMÈTRES DE SYNCOSC

alphaIntraMatch	Constante dans le calcul des poids intra-couche de <i>matching</i> .
alphaIntraSeg	Constante dans le calcul des poids intra-couche de la segmentation.
alphaExtra	Constante dans le calcul des poids extra-couche de <i>matching</i> .
feedback	Potentiel soustrait aux neurones par le contrôleur global.
fireLimit	Potentiel seuil pour qu'il y ait décharge.
maxFiringStepsSeg	Nombre maximal d'épisodes de décharges de la segmentation.
maxFiringStepsMatch	Nombre maximal d'épisodes de décharges de <i>matching</i> .
perSqrSurfTest	Seuil de similarité de forme pour les régions.
pixelTest	Différence maximale entre 2 neurones pour qu'ils soient liés.
stabToleranceMatch	Coefficient de stabilisation lors du <i>matching</i> .
stabToleranceSeg	Coefficient de stabilisation lors de la segmentation.
stabWindow	Taille de la fenêtre pour le calcul de stabilisation.
wMaxIntraMatch	Poids maximal d'une contribution intra-couche de <i>matching</i> .
wMaxIntraSeg	Poids maximal d'une contribution intra-couche de la segmentation.
wMaxExtra	Poids maximal d'une contribution extra-couche de <i>matching</i> .
wMaxPonderation	Multiplicateur des poids entre régions de formes similaires.
objectMatching	Recherche d'un objet (couche 1) dans une scène (couche 2).
imageProcessing	Réalise un prétraitement des images.
pixelInitPotentials	Attribue les potentiels initiaux selon les niveaux de gris des pixels.
showCout	Affiche les sorties textes sur la console.
showImages	Permet la création d'images de sorties de simulation.
usePosition	Poids modifiés selon la position des neurones complexes (Inactif).

## C.2 Plateforme de tests

La plateforme de tests employée est spécifiée pour chacune des expérimentations. Elle se réfère à l'annexe B.

## C.3 Équivalence des paramètres SyncOsc et ODLM

TABLEAU C.2: ÉQUIVALENCE DES PARAMÈTRES SYNCOSC ET ODLM

Paramètre SyncOsc	Règle à suivre pour être équivalent à ODLM
alphaIntraMatch	Doit être identique à ALPHA_INTRA
alphaIntraSeg	Doit être identique à ALPHA_INTRA
alphaExtra	Doit être identique à ALPHA_EXTRA
feedback	Doit être FEEDBACK multiplié par 1 000 000
fireLimit	Doit être CURRENT_LEADERS multiplié par 1 000 000. CURRENT_JUMPERS doit égaler CURRENT_LEADERS
maxFiringStepsSeg	Doit être identique à MAX_SEG_STEPS
maxFiringStepsMatch	Doit être identique à MAX_MATCH_STEPS
perSqrSurfTest	Doit être identique à CORR_TEST
pixelTest	Doit être identique à PIXEL_TEST
stabToleranceMatch	Doit être identique à STAB_TOLERANCE
stabToleranceSeg	Doit valoir 0.4
stabWindow	Doit être identique à STAB_WINDOW
wMaxIntraMatch	Doit être WEIGHT_MAX_INTRA_M multiplié par 1 000 000
wMaxIntraSeg	Doit être WEIGHT_MAX_INTRA_S multiplié par 1 000 000
wMaxExtra	Doit être WEIGHT_MAX_EXTRA multiplié par 1 000 000
wMaxPonderation	Doit être WMAX_POND multiplié par 1 000 000
objectMatching	Doit être identique à OBJECTMATCHING
imageProcessing	Doit être identique à IMAGEPROCESSING
pixelInitPotentials	Doit être innactif
showCout	Doit être identique à SHOWCOUT
showImages	Doit être identique à SHOWIMAGES
usePosition	Peut importe car inutilisé dans SyncOsc

## C.4 Configurations - Résultats valeurs entières de la section 4.2

TABLEAU C.3: CONFIGURATIONS SYNCOSC - VALEURS ENTIÈRES 4.2

Paramètre	Figure 4.1 a) et c)	Figure 4.2 a)	Figure 4.2 c)
alphaIntraMatch	0.5	0.5	0.5
alphaIntraSeg	0.7	0.7	0.7
alphaExtra	1.5	1.5	1.5
feedback	2 000	2 000	2 000
fireLimit	1 010 000	1 010 000	1 010 000
maxFiringStepsSeg	2 000	500	500
maxFiringStepsMatch	0	0	0
perSqrSurfTest	0.1	0.1	0.1
pixelTest	45	45	45
stabToleranceMatch	0.01	0.01	0.01
stabToleranceSeg	0.4	0.0	0.0
stabWindow	2 000.0	2 000.0	2 000.0
wMaxIntraMatch	5 000	5 000	5 000
wMaxIntraSeg	37 500	37 500	37 500
wMaxExtra	20 000	20 000	20 000
wMaxPonderation	1.0	1.0	1.0
OBJECTMATCHING	Inactif	Inactif	Inactif
IMAGEPROCESSING	Actif	Actif	Actif
PIXELINTTPOTENTIALS	Inactif	Inactif	Inactif
SHOWCOUT	Actif	Actif	Actif
SHOWIMAGES	Actif	Actif	Actif
USEPOSITION	Actif	Actif	Actif
Plateforme de tests	PC I	PC I	PC I



**TABLEAU C.4: CONFIGURATIONS ODLM - VALEURS ENTIÈRES 4.2**

Paramètre	Figure 4.1 b) et d)	Figure 4.2 b)	Figure 4.2 d)
WEIGHT_MAX_INTRA_S	0.0375	0.0375	0.0375
WEIGHT_MAX_INTRA_M	0.00012	0.00012	0.00012
WEIGHT_MAX_EXTRA	0.00002	0.00002	0.00002
FEEDBACK	0.002	0.002	0.002
CURRENT_LEADERS	1.01	1.01	1.01
CURRENT_JUMPERS	1.01	1.01	1.01
ALPHA_INTRA	0.7	0.7	0.7
ALPHA_EXTRA	1.5	1.5	1.5
MAX_SEG_STEPS	2 000	500	500
MAX_MATCH_STEPS	0	0	0
PIXEL_TEST	45	45	45
CLASSIF_RADIUS	4	4	4
CLASSIF_TEST	0.6	0.6	0.6
CONTRIB_SEGMENTS	0.25	0.25	0.25
CORR_TEST	0.1	0.1	0.1
WMAX_POND	1.0	1.0	1.0
STAB_TOLERANCE	0.4	0.4	0.4
STAB_WINDOW	200	200	200
ACCUMULATE_WINDOW	100	100	100
EXTRAWEIGHTSMEM	Actif	Actif	Actif
SHOWCOUT	Actif	Actif	Actif
SHOWIMAGES	Actif	Actif	Actif
IMAGEPROCESSING	Actif	Actif	Actif
VALIDATION	Actif	Actif	Actif
OBJECTMATCHING	Actif	Actif	Actif
Plateforme de tests	PC I	PC I	PC I

## C.5 Configurations - Résultats neurones complexes de la section 4.3

TABLEAU C.5: CONFIGURATIONS SYNCOSC - NEURONES COMPLEXES 4.3

Paramètre	Figure 4.3	Figure 4.4
alphaIntraMatch	0.5	1.5
alphaIntraSeg	0.7	1.5
alphaExtra	1.5	1.2
feedback	2000	20
fireLimit	1 010 000	1 010 000
maxFiringStepsSeg	10 000	10 000
maxFiringStepsMatch	0	0
perSqrSurfTest	0.1	0.1
pixelTest	55	15
stabToleranceMatch	0.01	0.01
stabToleranceSeg	0.04	0.001
stabWindow	200.0	200.0
wMaxIntraMatch	5 000	5 000
wMaxIntraSeg	6 000	6 000
wMaxExtra	20 000	20 000
wMaxPonderation	1.0	1.0
OBJECTMATCHING	Inactif	Inactif
IMAGEPROCESSING	Actif	Actif
PIXELINITPOTENTIALS	Actif	Actif
SHOWCOUT	Inactif	Inactif
SHOWIMAGES	Inactif	Inactif
USEPOSITION	Inactif	Inactif
Plateforme de tests	PC II	PC II

## C.6 Configurations - Résultats FERET de la section 4.4.1

TABLEAU C.6: CONFIGURATIONS SYNCOSC - FERET 4.4.1

Paramètre	Figures 4.6 et 4.7	Figures 4.10 et 4.11
alphaIntraMatch	0.5	0.7
alphaIntraSeg	0.7	0.7
alphaExtra	1.5	1.5
feedback	2000	2000
fireLimit	1 010 000	1 010 000
maxFiringStepsSeg	10 000	150
maxFiringStepsMatch	40 000	100
perSqrSurfTest	0.1	0.1
pixelTest	55	10
stabToleranceMatch	0.01	0.001
stabToleranceSeg	0.04	0.001
stabWindow	200.0	200.0
wMaxIntraMatch	5 000	6 000
wMaxIntraSeg	6 000	6 000
wMaxExtra	20 000	20 000
wMaxPonderation	1.0	1.0
OBJECTMATCHING	Inactif	Inactif
IMAGEPROCESSING	Actif	Actif
PIXELINITPOTENTIALS	Actif	Actif
SHOWCOUT	Actif	Actif
SHOWIMAGES	Actif	Actif
USEPOSITION	Actif	Actif
Plateforme de tests	PC I	PC I

**TABLEAU C.7: CONFIGURATIONS ODLM - FERET 4.4.1**

<b>Paramètre</b>	<b>Figures 4.8 et 4.9</b>
<b>WEIGHT_MAX_INTRA_S</b>	<b>0.0375</b>
<b>WEIGHT_MAX_INTRA_M</b>	<b>0.00012</b>
<b>WEIGHT_MAX_EXTRA</b>	<b>0.00002</b>
<b>FEEDBACK</b>	<b>0.002</b>
<b>CURRENT_LEADERS</b>	<b>1.01</b>
<b>CURRENT_JUMPERS</b>	<b>0.5</b>
<b>ALPHA_INTRA</b>	<b>1.2</b>
<b>ALPHA_EXTRA</b>	<b>1.5</b>
<b>MAX_SEG_STEPS</b>	<b>10 000</b>
<b>MAX_MATCH_STEPS</b>	<b>40 000</b>
<b>PIXEL_TEST</b>	<b>55</b>
<b>CLASSIF_RADIUS</b>	<b>4</b>
<b>CLASSIF_TEST</b>	<b>0.6</b>
<b>CONTRIB_SEGMENTS</b>	<b>0.25</b>
<b>CORR_TEST</b>	<b>0.1</b>
<b>WMAX_POND</b>	<b>1.0</b>
<b>STAB_TOLERANCE</b>	<b>0.0001</b>
<b>STAB_WINDOW</b>	<b>200</b>
<b>ACCUMULATE_WINDOW</b>	<b>100</b>
<b>EXTRAWEIGHTSMEM</b>	<b>Actif</b>
<b>SHOWCOUT</b>	<b>Actif</b>
<b>SHOWIMAGES</b>	<b>Actif</b>
<b>IMAGEPROCESSING</b>	<b>Actif</b>
<b>VALIDATION</b>	<b>Inactif</b>
<b>OBJECTMATCHING</b>	<b>Actif</b>
<b>Plateforme de tests</b>	<b>PC I</b>

## C.7 Configurations - Résultats MBDA de la section 4.4.2

TABLEAU C.8: CONFIGURATIONS SYNCOSC - MBDA 4.4.2

Paramètre	Figure 4.13
alphaIntraMatch	0.5
alphaIntraSeg	0.7
alphaExtra	1.5
feedback	20
fireLimit	1 010 000
maxFiringStepsSeg	1 000
maxFiringStepsMatch	1 000
perSqrSurfTest	0.1
pixelTest	30
stabToleranceMatch	0.01
stabToleranceSeg	0.001
stabWindow	2000.0
wMaxIntraMatch	5 000
wMaxIntraSeg	6 000
wMaxExtra	20 000
wMaxPonderation	1.0
OBJECTMATCHING	Inactif
IMAGEPROCESSING	Actif
PIXELINITPOTENTIALS	Actif
SHOWCOUT	Actif
SHOWIMAGES	Actif
USEPOSITION	Actif
Plateforme de tests	PC I

**TABLEAU C.9: CONFIGURATIONS SYNCOSC - COURBES ROC MBDA 4.4.2**

Paramètre	ROC 1	ROC 2	ROC 3	ROC 4	ROC 5
alphaIntraMatch	1.5				
alphaIntraSeg	1.5				
alphaExtra	1.2	1.2	1.2	0.8	1.6
feedback	20				
fireLimit	1 010 000				
maxFiringStepsSeg	10 000				
maxFiringStepsMatch	10 000				
perSqrSurfTest	0.1				
pixelTest	15				
stabToleranceMatch	0.01				
stabToleranceSeg	0.001				
stabWindow	200.0				
wMaxIntraMatch	5 000				
wMaxIntraSeg	6 000				
wMaxExtra	20 000				
wMaxPonderation	2.0	1.0	3.0	2.0	2.0
OBJECTMATCHING	Inactif				
IMAGEPROCESSING	Actif				
PIXELINITPOTENTIALS	Actif				
SHOWCOUT	Actif				
SHOWIMAGES	Actif				
USEPOSITION	Actif				
Plateforme de tests	Mammoth				

**TABLEAU C.10: CONFIGURATIONS ODLM - MBDA 4.4.2**

Paramètre	Figure 4.14
WEIGHT_MAX_INTRA_S	0.0000002
WEIGHT_MAX_INTRA_M	0.0005
WEIGHT_MAX_EXTRA	0.0002
FEEDBACK	0.002
CURRENT_LEADERS	1.01
CURRENT_JUMPERS	1.01
ALPHA_INTRA	1.5
ALPHA_EXTRA	1.2
MAX_SEG_STEPS	1 000
MAX_MATCH_STEPS	1 000
PIXEL_TEST	15
CLASSIF_RADIUS	4
CLASSIF_TEST	0.6
CONTRIB_SEGMENTS	0.5
CORR_TEST	0.1
WMAX_POND	2.0
STAB_TOLERANCE	0.0001
STAB_WINDOW	200
ACCUMULATE_WINDOW	100
EXTRAWEIGHTSMEM	Actif
SHOWCOUT	Actif
SHOWIMAGES	Actif
IMAGEPROCESSING	Actif
VALIDATION	Inactif
OBJECTMATCHING	Actif
Plateforme de tests	PC I

TABLEAU C.11: CONFIGURATIONS ODLM - COURBES ROC MBDA 4.4.2

Paramètre	ROC 1	ROC 2	ROC 3	ROC 4	ROC 5
WEIGHT_MAX_INTRA_S	0.0000002				
WEIGHT_MAX_INTRA_M	0.0005				
WEIGHT_MAX_EXTRA	0.0005				
FEEDBACK	0.002				
CURRENT_LEADERS	1.01				
CURRENT_JUMPERS	1.01				
ALPHA_INTRA	1.5				
ALPHA_EXTRA	1.2	1.2	1.2	0.8	1.6
MAX_SEG_STEPS	10 000				
MAX_MATCH_STEPS	10 000				
PIXEL_TEST	15				
CLASSIF_RADIUS	4				
CLASSIF_TEST	0.6				
CONTRIB_SEGMENTS	0.5				
CORR_TEST	0.1				
WMAX_POND	2.0	1.0	3.0	2.0	2.0
STAB_TOLERANCE	0.0001				
STAB_WINDOW	200				
ACCUMULATE_WINDOW	100				
EXTRAWEIGHTSMEM	Actif				
SHOWCOUT	Actif				
SHOWIMAGES	Actif				
IMAGEPROCESSING	Actif				
VALIDATION	Inactif				
OBJECTMATCHING	Inactif				
Plateforme de tests	Mammoth				



## C.8 Configurations - Résultats rayons-X de la section 4.4.3

TABLEAU C.12: CONFIGURATIONS SYNCOSC - RAYONS-X 4.4.3

Paramètre	Figure 4.19
alphaIntraMatch	0.5
alphaIntraSeg	0.5
alphaExtra	1.5
feedback	20
fireLimit	1 010 000
maxFiringStepsSeg	100
maxFiringStepsMatch	500
perSqrSurfTest	0.1
pixelTest	22
stabToleranceMatch	0.0001
stabToleranceSeg	0.001
stabWindow	200.0
wMaxIntraMatch	5 000
wMaxIntraSeg	100 000
wMaxExtra	20 000
wMaxPonderation	2.0
OBJECTMATCHING	Actif
IMAGEPROCESSING	Actif
PIXELINITPOTENTIALS	Inactif
SHOWCOUT	Actif
SHOWIMAGES	Actif
USEPOSITION	Actif
Plateforme de tests	PC I

**TABLEAU C.13: CONFIGURATIONS ODLM - RAYONS-X 4.4.3**

<b>Paramètre</b>	<b>Figure 4.20</b>
<b>WEIGHT_MAX_INTRA_S</b>	<b>0.0375</b>
<b>WEIGHT_MAX_INTRA_M</b>	<b>0.0005</b>
<b>WEIGHT_MAX_EXTRA</b>	<b>0.0002</b>
<b>FEEDBACK</b>	<b>0.002</b>
<b>CURRENT_LEADERS</b>	<b>1.01</b>
<b>CURRENT_JUMPERS</b>	<b>1.01</b>
<b>ALPHA_INTRA</b>	<b>1.2</b>
<b>ALPHA_EXTRA</b>	<b>1.2</b>
<b>MAX_SEG_STEPS</b>	<b>100</b>
<b>MAX_MATCH_STEPS</b>	<b>500</b>
<b>PIXEL_TEST</b>	<b>22</b>
<b>CLASSIF_RADIUS</b>	<b>4</b>
<b>CLASSIF_TEST</b>	<b>0.6</b>
<b>CONTRIB_SEGMENTS</b>	<b>0.5</b>
<b>CORR_TEST</b>	<b>0.1</b>
<b>WMAX_POND</b>	<b>2.0</b>
<b>STAB_TOLERANCE</b>	<b>0.0001</b>
<b>STAB_WINDOW</b>	<b>200</b>
<b>ACCUMULATE_WINDOW</b>	<b>100</b>
<b>EXTRAWEIGHTSMEM</b>	<b>Actif</b>
<b>SHOWCOUT</b>	<b>Actif</b>
<b>SHOWIMAGES</b>	<b>Actif</b>
<b>IMAGEPROCESSING</b>	<b>Actif</b>
<b>VALIDATION</b>	<b>Inactif</b>
<b>OBJECTMATCHING</b>	<b>Actif</b>
<b>Plateforme de tests</b>	<b>PC I</b>

# BIBLIOGRAPHIE

- ABBOTT, L.F. (1999) *Lapicque's introduction of the integrate-and-fire model neuron (1907)*, Brain Research Bulletin, vol. 50, n° 5/6, p. 303–304.
- BARBEAU, E.J., TAYLOR, M.J., REGIS, J., MARQUIS, P., CHAUVEL, P., LIEGEOIS-CHAUVEL, C. (2008) *Spatio temporal dynamics of face recognition*, Cerebral Cortex, vol. 18, p. 997–1009.
- BARLOW, H. (1972) *Single units and sensation : A neuron doctrine for perceptual psychology ?*, Perception, vol. 1, p. 371–394.
- CAMPBELL, S.R., WANG, D., JAYAPRAKASH, C. (1999) *Synchrony and desynchrony in integrate-and-fire oscillators*, Neural Computation, vol. 11, p. 1595–1619.
- DONOHU, D.L. (2006) *Compressed sensing*, IEEE Trans. Information Theory, vol. 52, n° 4, p. 1289–1306.
- HEBB, D.O. (1949) *The Organization of Behavior*, Wiley, New York, 335 p.
- HODGKIN, A.L., HUXLEY, A.F. (1952) *A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve*, J. Physiol., vol. 117, p. 500–544.
- HOPLEY, L., SCHALKWYK, J.V. (2001) *The magnificent ROC*, [En ligne]. <http://www.anaesthetist.com/mnm/stats/roc/Findex.htm>, (Page consultée le 30 novembre 2008).
- JORTNER, R.A., FARIVAR, S.S., LAURENT, G. (2007) *A simple connectivity scheme for sparse coding in an olfactory system*, J. Neurosci., vol. 27, n° 7, p. 1659–1669.
- MALSBURG, C.V.D. (1999) *The what and why of binding : The modeler's perspective*, Neuron, vol. 24, p. 95–104.
- MALSBURG, C.V.D., SCHNEIDER, W. (1981) *The correlation theory of brain function*, rapport technique départemental, Max-Planck-Institute for Biological Chemistry, Martinsried, p. 26.
- MILNER, P.M. (1974) *A model for visual shape recognition*, Psychological Review, vol. 81, p. 521–535.
- PARENTEAU, M. (2007) *Étude sur  $p^2/s$* , rapport du groupe de recherche NECOTIS, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, p. 5.

- PHILLIPS, P.J., MOON, H., RIZVI, S.A., RAUSS, P.J. (2000) *The FERET evaluation methodology for race recognition algorithms*, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22, p. 1090–1104.
- PHILLIPS, P.J., WECHSLER, H., HUANG, J., RAUSS, P. (1998) *The FERET database and evaluation procedure for face recognition algorithms*, Image and Vision Computing J, vol. 16, n° 5, p. 295–306.
- PICHEVAR, R., ROUAT, J. (2008) *Non-negative sparse image coder via simulated annealing and pseudo-inversion*, ICASSP 2008, p. 1957–1960.
- PICHEVAR, R., ROUAT, J., TAI, L.T. (2006) *The oscillatory dynamic link matcher for spiking-neuron-based pattern recognition*, Neurocomputing, vol. 69, p. 1837–1849.
- PRASHKER, S. (1999) *An improved algorithm for calculating the perimeter and area of raster polygons*, GeoComputation.
- QUIROGA, R.Q., REDDY, L., KREIMAN, G., KOCH, C., FRIED, I. (2005) *Invariant visual representation by single neurons in the human brain*, Nature, vol. 435, p. 1102–1107.
- ROUAT, J. (2008) *Étude d'un réseau à 4 couches avec neurones complexes dont le champ récepteur est défini par des entrées synchrones*, rapport du groupe de recherche NECOTIS, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, p. 7.
- SHULER, M., BEAR, M. (2006) *Reward timing in the primary visual cortex*, Science, vol. 311, p. 1606–1609.
- SOMPOLINSKY, H., TSODYKS, M. (1994) *Segmentation by a network of oscillators with stored memories*, Neural Comput., vol. 6, n° 4, p. 642–657.
- TANG, P., ROUAT, J. (Oct 1996) *Modeling neurons in the anteroventral cochlear nucleus for amplitude modulation (AM) processing : Application to speech sound*, Proc. Int. Conf. on Spok. Lang. Proc., p. Th.P.2S2.2.
- WANG, D. (1995) *Emergent synchrony in locally coupled neural oscillators*, IEEE Transactions on neural networks, vol. 6, n° 4, p. 941–948.
- WANG, D., TERMAN, D. (1995) *Locally excitatory globally inhibitory oscillator network*, IEEE Transactions on neural networks, vol. 6, n° 1, p. 283–286.
- WESTPHAL, G. (2006) *Feature-Driven Emergence of Model Graphs for Object Recognition and Categorization*, Thèse de doctorat, University Lubeck, Institut für Neuro- und Bioinformatik, Lubeck.
- WINER, J.A., SCHREINER, C.E. (2005) *The Inferior Colliculus*, Springer, New York, 708 p.
- ZHANG, D., LU, G. (2004) *Review of shape representation and description techniques*, Pattern Recognition, vol. 37, p. 1–19.