

UNIVERSITE LUMIERE LYON 2

**MODELISATION CONNEXIONISTE
DE L'INTEGRATION MULTIMODALE**

**MÉMOIRE DE PREMIÈRE ANNÉE DE MASTER
SCIENCES HUMAINES ET SOCIALES**

MENTION : SCIENCES COGNITIVES

SPÉCIALITÉ : MÉMOIRE, ÉMOTION, PRISE DE DÉCISION

responsables de la formation:

Professeurs O. KOENIG, A. MAGNAN et R. VERSACE

présenté par:

Bertrand HIGY

réalisé sous la direction du:

Docteur Emanuelle REYNAUD

au :

Laboratoire d'Étude des Mécanismes Cognitifs (EMC)
EA 3082, CNRS, Université de Lyon, Université Lumière Lyon 2

Juin 2009

Sommaire

1	Introduction.....	1
1.1	Objectifs de la recherche.....	1
1.2	Organisation du contexte théorique.....	2
1.3	Contexte théorique.....	2
1.3.1	Modélisation : intérêt et principes.....	2
1.3.2	Les aspects comportementaux.....	3
1.3.3	Architecture du système nerveux central et intégration.....	4
1.3.4	Hypothèse de la synchronisation.....	6
1.3.5	Au niveau du neurone.....	7
1.3.6	Neurones impulsionnels.....	8
1.3.7	Objectifs et principes de la modélisation.....	9
2	Modélisation.....	11
2.1	Présentation de la bibliothèque.....	11
2.1.1	Modèle de neurones.....	11
2.1.2	Modèle de synapses.....	12
2.2	Architecture.....	12
2.2.1	Schéma global.....	12
2.2.2	Stimuli.....	13
2.2.3	Les neurones d'entrée.....	14
2.2.4	Les groupes sensoriels.....	15
2.2.5	Le groupe intégrateur.....	16
2.3	Déroulement typique d'une simulation.....	16
2.4	Simulations réalisées.....	17
3	Résultats.....	18
3.1	Phase de paramétrage.....	19
3.1.1	Paramétrage du réseau.....	19
3.1.2	Paramétrage du nombre de phases d'apprentissage.....	20
3.2	Comportement du réseau.....	21
3.2.1	Stimulations bimodales.....	21
3.2.2	Stimulations unimodales.....	21
3.3	Ajout de connexions inhibitrices.....	22
3.3.1	Stimulations bimodales.....	22
3.3.2	Stimulations unimodales.....	23
4	Discussion.....	24
4.1	Dynamique du réseau.....	24
4.2	Plasticité synaptique.....	25
4.3	Importance des connexions inhibitrices.....	26
4.4	Limites des mesures.....	26
4.5	Limites dans l'apprentissage du réseau.....	27
4.6	Conclusion.....	28
	Références.....	29
	Annexe A - Résultats des simulations.....	32

1 Introduction

Les aires de traitement unimodales sont plutôt bien connues de nos jours, notamment celles qui sont impliquées dans la modalité visuelle. On sait par exemple que le cortex visuel primaire est composé de plusieurs aires dédiées au traitement d'un aspect précis du percept (couleur, orientation des contours, ...) et que ces aires peuvent être elles-mêmes organisées en macrocolonnes (c'est le cas notamment pour la détection de l'orientation des contours) (Hubel & Wiesel, 1962). Ceci est le résultat de nombreuses années d'études de la perception de stimulations spécifiquement unimodales. Une fois le fonctionnement des aires primaires mieux connu, les chercheurs ont commencé à s'intéresser aux mécanismes permettant l'intégration des différentes modalités en un tout cohérent pour le sujet. C'est à ce phénomène que nous allons nous intéresser nous aussi.

Pour résumer, on peut décrire la situation de la manière suivante. L'organisme dispose de différents capteurs sensoriels lui fournissant des informations sur son environnement. Après des traitements modalité par modalité, le cerveau regroupe les informations à sa disposition en un tout unifié. La question qui se pose est de savoir comment le cerveau parvient à regrouper et associer les informations provenant des différents sens et traitées séparément dans un premier temps.

1.1 Objectifs de la recherche

L'approche que nous avons employée pour étudier le phénomène est une approche connexionniste. Notre but général est de tenter de modéliser les mécanismes de base de l'intégration multimodale. Si ce phénomène est longtemps resté mystérieux, il profite d'un regain d'intérêt de la communauté scientifique depuis quelque temps maintenant, que ce soit en psychologie, en neurobiologie ou bien encore en éthologie. Nous disposons donc d'un nombre non négligeable de données à l'heure actuelle pour guider notre travail.

Pour être plus précis, nous allons nous intéresser à une hypothèse qui tend à s'affirmer dans le domaine de l'intégration unimodale et multimodale : l'hypothèse de la synchronisation temporelle (Singer, 1999 ; Treisman, 1996, 1999 ; Varela, Lachaux, Rodriguez & Martinerie, 2001 ; von der Malsburg, 1995). Cette hypothèse a tout d'abord été formulée pour répondre au problème du liage des différentes caractéristiques visuelles d'un stimulus (ou « binding problem ») (von der Malsburg, 1995) mais permet de répondre plus généralement au problème de la mise en relation des traitements effectués dans plusieurs aires et portant sur le même percept (Varela et al., 2001). Il s'agit donc là d'un mécanisme pouvant répondre de manière assez élégante au problème de l'intégration des différentes modalités sensorielles. Les groupes de neurones codant les différents

aspects d'un même stimulus aurait ainsi une activité synchrone qui permettrait d'associer les caractéristiques qu'ils codent.

A partir de là, il nous a semblé logique de privilégier l'utilisation pour notre travail de modélisation, de neurones impulsionnels qui bénéficient d'une plus grande plausibilité biologique, surtout au niveau des propriétés temporelles du neurone, très importante dans cette hypothèse. Comme nous le verrons en détail plus loin, et contrairement au modèle classique de neurones artificiels (Mc Culloch & Pitts, 1943), ce type de neurones tient compte du moment d'arrivée des différents potentiels d'actions (PA). Un neurone artificiel classique, pour déterminer s'il doit émettre un PA, tient seulement compte des potentiels d'action qui arrivent au même moment. Les neurones impulsionnels par contre modélisent plus fidèlement les mécanismes liés au potentiel de membrane. Cela permet aux effets de deux PA proches dans le temps de se cumuler (Gerstner & Kistler, 2002). Nous reviendrons sur cet aspect dans la partie 1.3.6.

Ce type de neurones artificiels étant assez récent, leurs propriétés sont encore peu connues. Il n'existe pas non plus d'algorithmes bien définis pour l'apprentissage supervisé comme dans le cas des neurones classiques (algorithme de rétro-propagation du gradient par exemple (Rumelhart, Hinton & Williams, 1986)). Notre travail sera donc essentiellement exploratoire, avec pour but de voir dans quelles mesures les neurones impulsionnels peuvent être utilisés pour la modélisation de l'intégration multimodale, et plus particulièrement dans l'étude de l'hypothèse de synchronisation temporelle comme moyen d'intégration.

1.2 Organisation du contexte théorique

Après avoir présenté brièvement les enjeux de la modélisation, nous aborderons les résultats expérimentaux et les données neurophysiologiques ayant guidé notre réflexion. Les données existantes sur l'intégration multimodale peuvent être divisés en trois niveaux : les résultats portant sur le niveau comportemental, ceux portant sur l'organisation du système nerveux (quelles aires sont multimodales, comment elles s'intègrent dans l'ensemble du système nerveux et le lien possible avec un phénomène de synchronisation), et enfin les données physiologiques sur le fonctionnement des neurones eux-mêmes. Nous reviendrons alors à la modélisation pour expliquer notre choix des neurones impulsionnels.

1.3 Contexte théorique

1.3.1 Modélisation : intérêt et principes

Paradoxalement peut-être, l'utilisation des systèmes artificiels que sont les ordinateurs peut

apporter beaucoup à l'étude des systèmes biologiques et tout particulièrement à l'étude de la cognition. La modélisation des fonctions cognitives et notamment l'approche connexionniste nous permettent de mieux comprendre le fonctionnement du cerveau, d'une manière que n'offrent pas les approches classiques (comportementales, de neuro-imagerie ou neurobiologiques). Cela tient dans le fait que l'ordinateur est un système construit par l'homme et de ce fait compréhensible et manipulable, contrairement au système nerveux. On peut plus facilement léser un réseau de neurones artificiels qu'un vrai cerveau. De même, un réseau simulé nous donne accès à l'ensemble des variables modélisées (potentiel de membrane, moment de décharge de chaque neurone, paramètres de chaque synapse) et permet de manipuler le nombre de neurones et les connexions les reliant.

Pour avoir un intérêt en Sciences Cognitives, la modélisation doit toutefois suivre certains principes. Pour apporter quelque chose à la compréhension du système nerveux humain ou animal, le travail effectué doit s'accorder à la littérature portant sur le phénomène que l'on tente de reproduire. Les mécanismes mis en place doivent avoir une plausibilité biologique et le modèle réalisé doit permettre de répondre à certaines hypothèses concernant le fonctionnement du système représenté.

Ainsi, tout travail de ce type demandant de bien connaître le phénomène à modéliser, nous allons donc maintenant présenter les principales données que nous avons collectées sur l'intégration multimodale.

1.3.2 Les aspects comportementaux

Si le phénomène d'intégration se retrouve déjà chez les organismes unicellulaires, ce n'est pas sans raison (pour une revue de la convergence sensorielle au long du phylome, voir Stein et Meredith (1993, chap. 2)). Les données d'une seule modalité sensorielle apportent certes beaucoup d'information, mais dans bien des situations, combiner les informations de plusieurs sources se révèle plus judicieux car plus informatif.

C'est le cas lorsqu'il s'agit par exemple de détecter un stimulus rapidement, même si celui-ci est d'intensité assez faible. Imaginons par exemple une proie qui doit fuir un prédateur tout en évitant de s'alarmer au moindre bruit. La détection d'un stimulus dans une modalité (le son d'un prédateur par exemple) peut être peu fiable, d'autant plus si l'intensité du stimulus est faible. Mais si cette stimulation auditive s'accompagne de stimulation dans une autre modalité (l'odeur de ce même prédateur), les chances de se tromper seront certainement plus faibles. Par cet exemple, on peut comprendre intuitivement que tenir compte des deux sources à la fois permet de réagir plus vite et sans se tromper. Cette diminution du seuil de détection pour un stimulus bimodal comparativement

à un stimulus unimodal a entres autres été observée chez le chat par Stein et Meredith (1993, chap. 11).

L'intégration peut également être bénéfique dans le cas où le stimulus est brouillé, comme dans le cas d'une discussion au milieu d'une foule. La vue des lèvres du locuteur (modalité visuelle) peut grandement aider à comprendre ce qu'il dit (modalité auditive) (Cherry, 1953).

Si nous présentons ces deux exemples, c'est seulement pour donner une idée de l'implication de ce phénomène dans nos comportement et les enjeux (la survie d'une proie par exemple) qui se cachent derrière. De nombreuses études ont porté sur ces aspects comportementaux en situation naturelle (compréhension de la parole dans le bruit, détection de cibles, effet de ventriloquie) ou en situation biaisée (l'exemple le plus connu est l'effet McGurk (McGurk & MacDonald, 1976)).

Ces aspects comportementaux sont importants ; c'est pourquoi nous les abordons ici même si notre travail porte plutôt sur les aspects neurophysiologiques. Ils aident par ailleurs à avoir une idée globale du phénomène. Pour une revue des effets comportementaux, voir Stein et Meredith (1993, chap. 1). Nous souhaitons maintenant aborder les connaissances sur les mécanismes neurophysiologiques sous-tendant le phénomène d'intégration multimodale au niveau de l'encéphale.

1.3.3 Architecture du système nerveux central et intégration

La vision traditionnelle

Pendant longtemps, les différentes modalités sensorielles ont été considérées comme séparées si ce n'est dans les dernières étapes de traitement. Les récepteurs sensoriels sont connectés aux aires primaires propres à chaque modalité. C'est au niveau de ces aires que sont traités les différents aspects du stimulus (contour, orientation, couleurs pour la vision par exemple), et cela indépendamment des autres modalités sensorielles. Ce n'est qu'ensuite que l'information est transférée vers des aires associatives chargées de faire le lien entre les données fournies par les différentes modalités.

Tout au long du traitement, le transfert d'information se fait essentiellement dans un sens, des capteurs aux aires primaires, des aires primaires aux aires associatives, puis des aires associatives vers les aires motrices.

C'est du moins ainsi que le traitement de l'information est traditionnellement conçu (Bertrand & Garnier, 2003, partie II.2). Toutefois, plusieurs travaux que nous allons maintenant présenter remettent en cause certains aspects de cette conception.

Une intégration tardive ?

Des chercheurs, dont Calvert et Thesen (2004) ont commencé à remettre en question le caractère tardif et localisé de l'intégration. Selon eux, le phénomène d'intégration ne serait pas réservé aux aires associatives mais se ferait de manière précoce. Ghazanfar et Schroeder (2006) vont jusqu'à dire que le néocortex serait essentiellement multisensoriel, même au niveau des aires dites « unimodales ». Pour cela, ils s'appuient sur des résultats montrant la convergence d'informations multisensorielles au niveau des cortex primaires (interactions audio-visuelles ou audio-tactiles au niveau du cortex auditif par exemple). Dans cette idée, les travaux de Fort, Delpuech, Pernier & Giard (2001) montrent des interactions audio-visuelles précoces au niveau des aires auditives et visuelles dans une tâche d'identification de cibles.

Sans aller jusqu'à rejeter le caractère essentiellement unimodal des aires primaires, il faut garder à l'esprit que les interactions entre modalités peuvent avoir lieu très tôt, dès les premières étapes du traitement.

Connexions bidirectionnelles et lieu de stockage de la trace

Dans le même ordre d'idées, le caractère unidirectionnel du traitement de l'information est fortement contesté. Dans la conception classique, seules quelques connexions en feedback vont des aires associatives vers les aires primaires. Une nouvelle manière de voir les choses serait que les différentes aires soient connectées de manière plus importante, entraînant une sorte de dialogue entre elles. Les aires primaires activent les aires intégratives qui vont à nouveau activer les aires primaires en retour. C'est à travers cette interaction qu'émergerait progressivement la représentation de l'environnement (Damasio, 1989). Pour le système visuel par exemple, Bullier (2001) montre l'importance des connexions feedbacks du cortex pariétal vers les aires V1 et V2 dans les traitements effectués par ces deux dernières.

Cette nouvelle manière de voir les choses remet également en question le lieu de stockage de la trace, amenant de nouvelles théories de la mémoire. On en vient ainsi à considérer que si les zones associatives participent au stockage d'un souvenir, les différents aspects sensoriels de celui-ci seraient stockés dans les aires primaires correspondantes.

En psychologie cognitive, Versace, Nevers et Padovan (2001) proposent un modèle où la mémoire reposerait sur un phénomène général de réactivation et d'intégration des différents composants (sensoriels, émotionnels et moteurs). Contrairement aux modèles structuraux classiques (voir par exemple le modèle SPI de Tulving (1985)) qui proposent de multiples systèmes mnésiques, dans ce modèle une seule mémoire est proposée, les mémoires sensorielles et à court terme étant des épiphénomènes de cette forme de mémoire à long terme. Selon eux, le système

conserve des traces de toutes les expériences vécues par l'individu. Le rappel de ces expériences repose sur la réactivation et l'intégration des différentes composantes de la trace et notamment les composantes sensorielles. La réactivation de ces composantes se fait directement au niveau des aires primaires ayant participé à l'encodage.

Les travaux de Nyberg, Habib, McIntosh et Tulving (2000) vont également dans ce sens. Les auteurs montrent que le rappel d'un souvenir réactive les zones ayant participé à l'encodage. D'autres travaux (comme ceux de Martin et Chao (2001)) soutiennent également l'idée d'un rappel du souvenir qui serait sous-tendu par la réactivation de neurones sensoriels et moteurs.

1.3.4 Hypothèse de la synchronisation

Synchronisation et problème du liage

Le problème du liage ou « binding problem » a été formulé à l'origine dans le domaine de la vision (von der Malsburg, 1981). Il peut se poser de la manière suivante : comment le système nerveux arrive-t-il à associer les différents aspects visuels d'un stimulus alors que ceux-ci sont traités au niveau d'aires différentes ? Imaginons par exemple que l'on présente à un sujet des figures géométriques de différentes couleurs dont un triangle jaune et un carré bleu. Comment le cerveau fait-il pour remettre la couleur bleue avec la forme carrée et la couleur jaune avec la forme triangulaire si les aspects couleur et forme ont été dissociés ? Et qu'est-ce qui l'empêche de percevoir un triangle bleu et un carré jaune ?

C'est pour résoudre ce problème qu'est d'abord apparue l'hypothèse de la synchronisation (von der Malsburg, 1995). Selon cette hypothèse, les neurones codant les aspects d'un même percept aurait une activité synchronisée permettant de regrouper les attributs qui vont ensemble, et cela malgré le nombre très important de neurones concerné par ce type de traitements. Par synchronisation, on entend ici synchronisation des phases, c'est-à-dire que les neurones émettent des PA au même rythme (le temps qui sépare deux PA est le même). Cela n'implique pas forcément que les PA sont émis aux mêmes moments.

Synchronisation et intégration multimodale

Si l'hypothèse de synchronisation devait permettre au départ de résoudre le problème du liage des traits visuels, elle a été étendue à d'autres fonctions. De manière générale, elle pourrait jouer un rôle dans tous les traitements où un lien doit être établi entre des groupes de neurones distants et a donc été étudiée des cadres aussi divers que la perception, la mémoire à court terme ou encore l'attention (Tallon-Baudry, 2003 ; Varela et al., 2001). Versace et al. (2002) proposent qu'elle

interviendrait dans la réactivation d'une trace distribuée dans son modèle de mémoire.

De la même manière, on peut se demander si le phénomène de synchronisation ne jouerait pas un rôle dans l'intégration multimodale. Si la synchronisation permet de regrouper les différents traits visuels d'un même percept, pourquoi ne permettrait-elle pas le regroupement des traits d'un percept dans les différentes modalités ? C'est en tout cas le mécanisme que propose Varela et al. (2001) pour expliquer comment les différents attributs traités par des aires distantes peuvent engendrer une perception unifiée. D'autres auteurs défendent également cette idée (voir par exemple Bauer (2008)).

Un lien est également fait dans certaines études entre synchronisation et activité oscillatoire au niveau du signal électrique enregistré à la surface du crâne. La réalisation d'une tâche nécessitant l'intégration d'information en un tout cohérent fait apparaître des oscillations dans la bande de fréquence gamma ou beta, dans des études EEG ou avec enregistrement intra-craniens de patients épileptiques (Tallon-Baudry, 2003). De telles oscillations reflèteraient une activité synchronisée des neurones sous l'électrode, synchronisation qui jouerait donc un rôle dans la perception cohérente du stimulus. Schneider, Debener, Oostenveld et Engel (2008) trouvent une augmentation de l'activité dans la bande gamma lors d'un amorçage sémantique par stimulus visuel d'un stimulus auditif. Ils associent cette activité à un phénomène d'intégration eux aussi. Il s'agit là d'un indice supplémentaire en faveur de l'hypothèse de synchronisation temporelle.

1.3.5 Au niveau du neurone

Les données les plus complètes sur le fonctionnement de neurones multimodaux proviennent de l'étude neurophysiologique du Colliculus Supérieur (CS) du chat (les couches profondes plus exactement) par Stein et Meredith (1993) et reprises dans Stein et Stanford (2008). De leurs études, ces auteurs retirent plusieurs règles pour le fonctionnement des neurones concernés (règle spatiale, temporelle, d'efficacité inverse et de préservation des champs récepteurs). Les aspects temporels étant les seuls qui nous intéressent directement, nous ne développerons qu'eux ici.

Règle temporelle

Un élément clé dans notre travail est l'aspect temporel. Stein a remarqué que les neurones multimodaux du CS, pour intégrer deux stimulations, nécessitent une proximité temporelle entre elles. Les deux stimulations ne doivent pas forcément être simultanées mais proches dans le temps (de l'ordre de 100 ms pour une intégration audio-visuelle optimale mais cette fenêtre temporelle peut aller jusqu'à 1500ms pour certains neurones du CS).

Cela semble logique quand on connaît le fonctionnement d'un neurone. Pour que l'effet de deux stimulations pré-synaptiques se cumule, il faut qu'elles soient rapprochées dans le temps. L'impact d'un potentiel d'action pré-synaptique sur le potentiel membranaire du neurone post-synaptique est en effet limité dans le temps. Il faut donc que les deux stimulations pré-synaptiques soient rapprochées pour que leurs effets sur le neurone post-synaptique se cumulent.

D'un point de vue comportemental, cela a également beaucoup de sens. L'intégration doit se faire entre des stimulations provenant de la même source, et donc de ce fait proches dans le temps puisque initiées au même moment. Ce critère de proximité temporelle évite par exemple d'intégrer deux stimulations provenant du même endroit de l'espace mais à deux intervalles de temps séparés et provenant de deux sources différentes.

On remarque toutefois qu'un certain intervalle est autorisé entre les deux stimuli, permettant l'intégration de stimuli malgré la distance (les différentes modalités peuvent avoir des vitesses de propagation différentes) et malgré des durées de traitement différentes lors des étapes qui précèdent.

L'importance de cette règle temporelle dans l'intégration est un argument très important en faveur des neurones impulsifs.

Généralisation des résultats

Ces données obtenues sur le CS du chat par Stein et Meredith seraient en partie généralisables à certaines aires corticales (AES chez le chat, cortex intrapariétal et temporal chez le singe rhésus) (Stein et Meredith, 1993). Peu de données sont disponibles chez l'homme au niveau neuronal, les enregistrements de neurones isolés étant impossibles.

1.3.6 Neurones impulsifs

Fidélité biologique

Comme nous venons de le voir, l'aspect temporel (moment et ordre des potentiels) est très important dans l'intégration multimodale. Or, les neurones artificiels classiques ne tiennent aucun compte du déroulement temporel. Pour eux, le fait de décharger à un moment t dépend uniquement de l'état des entrées à ce moment précis. Ils ne tiennent aucun compte des PA arrivés précédemment, autrement dit, si deux PA arrivent l'un après l'autre de manière rapprochée, cela revient au même que s'ils étaient reçus à deux moments éloignés dans le temps. Ces neurones n'utilisent aucune information temporelle. Ainsi, ils ne rendent pas du tout compte du phénomène de sommation des potentiels post-synaptiques (PPS), correspondant au fait que la dépolarisation induite par un PPS excitateur (PPSE) a un effet qui dure un court temps. Si deux PPSE sont rapprochés dans le temps,

leurs effets vont se cumuler, pouvant entraîner un PA alors qu'aucun des PPSE seul n'y serait parvenu.

Il s'agit là d'un des éléments ayant amené à la conception des neurones impulsionnels (Gerstner & Kistler, 2002), ces derniers cherchant à mimer le fonctionnement d'un neurone biologique d'une manière beaucoup plus fidèle au cours du temps. Nous pensons que leur utilisation apporterait beaucoup, à la modélisation en général, et à la modélisation des phénomènes d'intégration multimodale tout particulièrement.

Problème du codage de l'information

Outre cette fidélité aux caractéristiques temporelles des neurones naturels, ce nouveau modèle de neurones artificiels permet d'exploiter une autre hypothèse sur le fonctionnement neuronal. Un débat porte sur le codage de l'information par le neurone. Alors qu'on considère habituellement que le codage se fait au travers du taux de décharge, une nouvelle hypothèse avance que la vitesse de décharge (le délai avant le premier PA) du neurone pourrait aussi être porteuse d'information. Selon Thorpe et Imbert (1989), certains phénomènes de reconnaissance seraient trop rapides pour que le codage, au moins pour les traitements précoces, se fasse par taux de décharge. Le temps nécessaire pour qu'un neurone reçoivent plusieurs PA et puisse donc tenir compte du taux de décharge ne permet pas d'expliquer les résultats qu'ils observent. Ils privilégient donc un codage en terme de délai avant le premier PA. Dans ce cas, la saillance de l'information est indiquée par le temps que met le neurone à décharger. Plus le PA survient tôt, plus l'information est saillante. Pour une discussion plus détaillée des différents codages possibles, voir Gerstner et Kistler (2002).

Les neurones impulsionnels sont particulièrement adaptés à l'étude de cette hypothèse ainsi que celle de la synchronisation qui nécessite une prise en compte précise du temps.

L'ensemble de ces éléments nous a amené à utiliser un modèle de neurones impulsionnels dans notre modélisation. Voyons maintenant plus en détail le travail qui va être effectué.

1.3.7 Objectifs et principes de la modélisation

Comme nous l'avons déjà mentionné, notre but principal est d'explorer les possibilités offertes par les neurones impulsionnels dans le cadre de la modélisation de l'intégration multimodale. Nous nous intéresserons tout particulièrement à l'hypothèse de synchronisation temporelle.

Pour parler d'intégration multimodale, notre modèle doit avoir accès à deux modalités sensorielles au moins. Si nous avons choisi les modalités visuelle et auditive, n'importe quelles

autres modalités sensorielles auraient pu être choisies ici, notre modélisation ne tenant pas compte des spécificités des différentes modalités sensorielles.

Les simulations vont alors consister à associer des paires de deux stimulations, une auditive et une visuelle, et voir comment le réseau se comporte. Un certain nombre de variables (connexions entre les différents groupes, présence de neurones inhibiteurs, etc.) vont pouvoir être manipulées afin d'observer les conséquences sur le comportement du réseau.

Plus précisément, nous faisons l'hypothèse que l'utilisation de neurones impulsionnels dans un réseau disposant de connexions bidirectionnelles permet d'obtenir, avec quelques paramétrages, une synchronisation dans et entre les aires. Les connexions inhibitrices étant connues pour jouer un rôle dans la régulation de l'activité neuronale, nous testerons l'effet de l'ajout de ce type de connexions sur le comportement du réseau.

2 Modélisation

Nous arrivons maintenant au travail de modélisation proprement dit. Ce travail repose sur une bibliothèque informatique développée par Régis Martinez au LIRIS (Laboratoire d'InfoRmatique en Image et Systèmes d'information). Après une brève présentation des modèles neuronaux et synaptiques utilisés dans la bibliothèque, nous expliquerons l'architecture que nous avons bâtie et présenterons les stimuli employés. Enfin nous aborderons les différentes hypothèses testées et les simulations effectuées.

2.1 *Présentation de la bibliothèque*

La bibliothèque implémente l'ensemble des fonctions nécessaires pour créer un réseau, lui fournir des stimuli en entrée et simuler le fonctionnement du réseau. Quelques modifications ont été nécessaires comme l'adaptation de la bibliothèque à nos propres stimuli. La bibliothèque permettant la présentation de plusieurs stimuli simultanément, elle était donc facilement adaptable au cadre multisensoriel dans lequel nous voulions l'utiliser. Nous avons également ajouté la possibilité de réaliser une série de simulations avec différentes valeurs pour un paramètre.

2.1.1 **Modèle de neurones**

Différents modèles de neurones impulsionnels existent avec leurs avantages et leurs inconvénients. On peut citer le modèle Hodgkin et Huxley (HH) (1952), qui reproduit le fonctionnement électrique de la membrane de manière assez fidèle en prenant en compte l'effet des différents canaux ioniques (sodium, potassium, etc.). Si ce modèle est l'un des plus précis, il souffre d'être très lourd au niveau des calculs ce qui ne permet pas de simuler de grands réseaux de neurones rapidement.

Le modèle utilisé ici est le modèle « Spike Response Model » (SRM) (Gerstner & Kistler, 2002). Pour être plus précis, il s'agit du modèle SRM₀, une version légèrement plus simple qui ne prend en compte que le dernier PA émis pour le calcul la période réfractaire.

Ce modèle phénoménologique se contente de reproduire le comportement du neurone sans tenir compte des détails électro-physiologiques sous-jacents. Il prend en compte le potentiel de membrane, les PPS arrivant au neurone ainsi qu'une période réfractaire mais ignore les détails neurophysiologiques de la génération des PPS et du PA (ouverture de canaux, etc.). Il en résulte une exécution plus rapide tout en conservant la capacité de reproduire les phénomènes neuronaux qui nous intéressent.

Le paramétrage du potentiel de repos, de la forme du PPS, des périodes réfractaires absolue et relative permet de reproduire le comportement de divers types de neurones.

2.1.2 Modèle de synapses

Les synapses de la bibliothèque implémentent un mécanisme de plasticité synaptique appelée STDP (Spike-Timing Dependent Plasticity) (Gerstner & Kistler, 2002). Conformément à la règle de Hebb (1949), ce mécanisme tient compte de l'ordre d'émission des PA des neurones pré- et post-synaptiques pour modifier le poids de la synapse correspondante. Pour une synapse excitatrice, la force de la synapse sera augmentée si le neurone pré-synaptique émet un PA juste avant le neurone post-synaptique (relation causale). A l'inverse, la synapse sera dépréciée si le neurone pré-synaptique émet un PA après le neurone post-synaptique.

Pour une synapse inhibitrice, l'ordre d'émission des PA importe peu. C'est la proximité temporelle entre les deux émissions qui compte. Si les deux neurones émettent des PA à peu de temps d'intervalle, l'inhibition est renforcée. Si le neurone post-synaptique n'émet pas de PA sur une longue période, l'inhibition est diminuée.

Cette forme de plasticité, contrairement à la potentialisation à long terme (PLT) (Bliss & Lomo, 1973), ne permet pas de stocker la trace au niveau du poids des synapses, celles-ci variant constamment. Elle permet par contre de réguler l'activité neuronale et la formation dynamique de groupes de neurones synchrones. Lors de l'émission synchrone de PA, les synapses reliant les neurones du groupe vont être temporairement plus efficaces renforçant le lien entre les neurones synchrones et permettant la formation de ce qu'on appelle une assemblée de neurones.

2.2 Architecture

2.2.1 Schéma global

L'architecture que nous avons élaborée (cf. figure 1) découle directement des éléments fournis précédemment. Le cœur de notre modèle est composé de trois groupes de neurones, deux groupes sensoriels (un pour chaque modalité) et un groupe intégrateur. Les groupes sensoriels sont reliés de manière bidirectionnelle au groupe intégrateur mais ne sont pas reliés entre eux dans la version de départ du réseau.

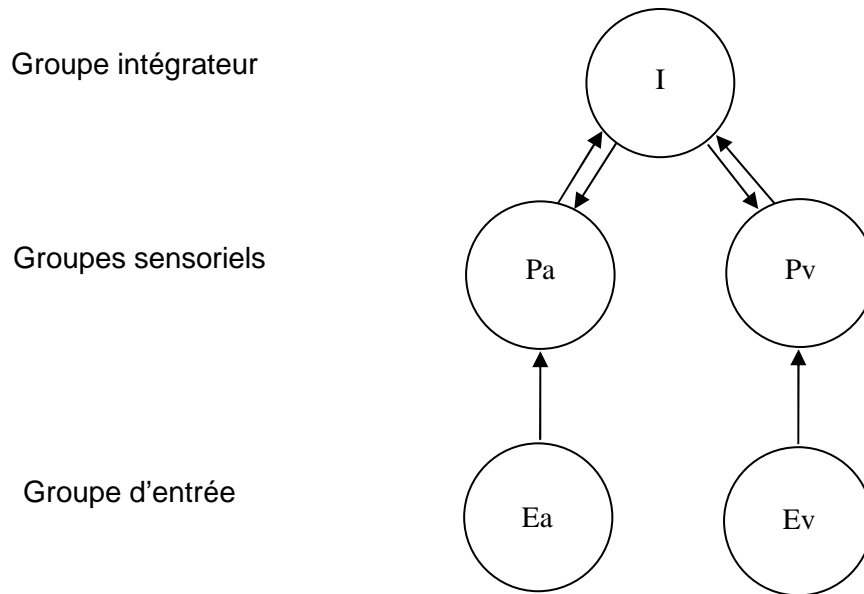


Figure 1. Représentation schématique des différents groupes de neurones de l'architecture et des connexions les reliant

Deux groupes supplémentaires servent d'entrée, chacun encodant une modalité différente. Ces groupes sont reliés de manière unidirectionnelle à leur groupe sensoriel respectif.

L'ensemble des connexions de ce modèle de départ sont excitatrices. Une simulation permettra de tester l'effet sur le réseau de l'ajout de connexions inhibitrices.

Nous détaillerons la structure de chaque groupe plus en détail après une présentation des stimuli utilisés.

2.2.2 Stimuli

Chacun des stimuli, auditif ou visuel, est un vecteur de 256 valeurs, chaque valeur étant comprise entre 0 et 19 (choix arbitraire).

On peut voir un stimulus visuel (cf. figure 2 pour un exemple de stimuli visuels) comme une image de 16x16 pixels, chaque pixel pouvant prendre une valeur entre 0 (blanc ou absence de couleur) à 19 (noir). Les autres valeurs correspondent à différents niveaux de gris.

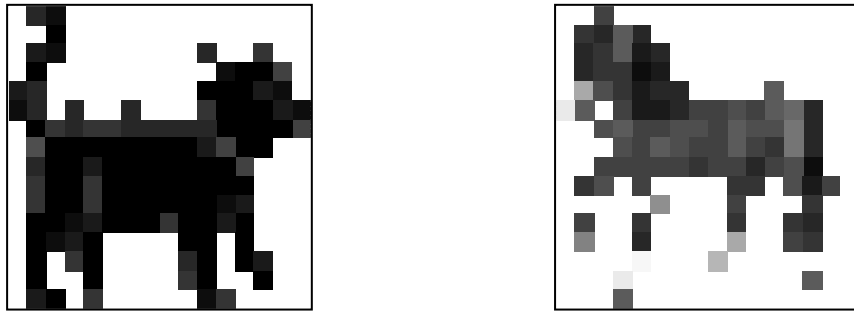


Figure 2. Exemple de deux stimuli visuels

Un stimulus auditif peut être vu comme le codage d'un son en terme de fréquences. Le système auditif serait donc capable de discriminer 256 fréquences différentes. Pour chaque fréquence, une valeur entre 0 (fréquence absente) et 19 (intensité maximale) code l'intensité.

Les stimuli sont totalement interchangeables et ont été obtenus à partir de 6 images. Ils ont ensuite été arbitrairement attribués à une modalité. Nous disposons donc de 3 stimuli auditifs (A1 à A3) et 3 stimuli visuels (V1 à V3).

2.2.3 Les neurones d'entrée

Deux groupes de neurones servent d'interface d'entrée pour les stimuli extérieurs. Ils sont les analogues des capteurs sensoriels dont toute créature dispose. Par la suite nous ferons référence au groupe visuel d'entrée (Ev) et au groupe auditif d'entrée (Ea). Chaque groupe est relié de manière unidirectionnelle aux neurones sensoriels de sa modalité. Cela correspond aux capteurs sensoriels de notre modèle : ses yeux et ses oreilles.

Chacun de ces groupes est composé de 256 neurones. Les stimuli sont retranscrits au niveau des neurones d'entrée par un codage temporel (cf. figure 3), conformément aux arguments présentés en partie 1.3.6. Chaque neurone code pour une valeur du vecteur d'entrée et l'intensité est codée temporellement en terme de temps avant l'émission d'un PA. Plus la valeur est élevée, plus le neurone émettra un PA rapidement. Pour une valeur de 0 (absence de stimulation), le neurone restera muet.

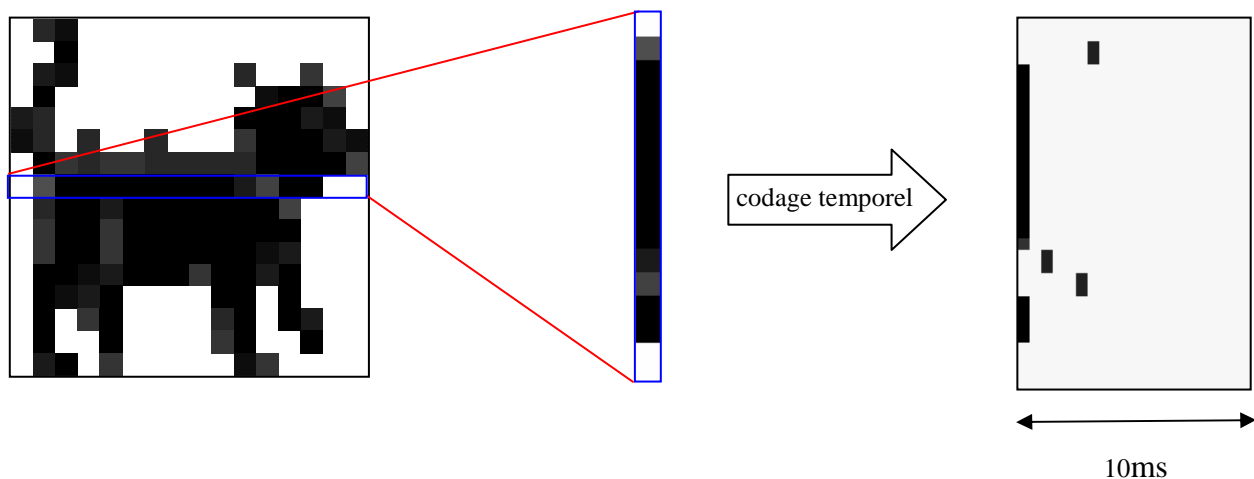


Figure 3. Passage d'un codage en intensité de gris (0 à 19) à un codage temporel. L'image en 2 dimensions (à gauche) est codée sous forme de vecteur d'intensité (au centre). Ce vecteur est converti temporellement au niveau du groupe d'entrée (à droite), chaque valeur du vecteur étant codée par un neurone (représentés en ordonnée) qui émettra d'autant plus tôt que l'intensité est forte. Le neurone reste muet pour une intensité nulle

2.2.4 Les groupes sensoriels

Les groupes sensoriels se composent chacun de 40 neurones unimodaux dédiés à la même modalité sensorielle, ce qui en fait les équivalents des aires primaires chez l'homme. Nous parlerons par la suite de l'aire primaire auditive (Pa) et de l'aire primaire visuelle (Pv).

En ce qui concerne les connexions, les neurones sensoriels reçoivent des afférences des neurones d'entrée de leur modalité respective (les neurones d'Ea projettent vers les neurones de Pa, ceux d'Ev projettent vers ceux de Pv), comme nous l'avons vu précédemment.

De plus, des connexions relient les groupes sensoriels au groupe intégrateur et inversement, le groupe de neurones intégrateur est relié aux groupes sensoriels. Les groupes sensoriels sont donc reliés de manière bidirectionnelle au groupe intégrateur comme cela semblerait être le cas dans la réalité. Aucune liaison directe n'existe par contre entre les deux groupes sensoriels contrairement à ce que des études montrent chez l'homme. Le rôle de ces connexions n'est pas encore clair et nos hypothèses ne portent pas sur ce lien. Nous avons donc négligé cet aspect pour plus de simplicité.

Enfin, des liaisons relient les neurones à l'intérieur de chacun des groupes sensoriels comme on sait que c'est par exemple le cas dans le cortex visuel primaire.

Les taux de projections pour l'ensemble des connexions abordées sont bien évidemment

paramétrables individuellement.

2.2.5 Le groupe intégrateur

Le groupe intégrateur (I) est composé de 20 neurones pour sa part.

Comme nous venons de le voir, des connexions existent dans les deux sens entre le groupe intégrateur et les groupes sensoriels. De plus, des connexions existent entre les neurones du groupe intégrateur.

2.3 Déroulement typique d'une simulation

Une fois le réseau en place, la dernière chose à voir est le déroulement d'une simulation (cf. figure 4). En fonction du paramètre testé, ce déroulement pourra quelque peu varier mais de manière général, il suit le même schéma.

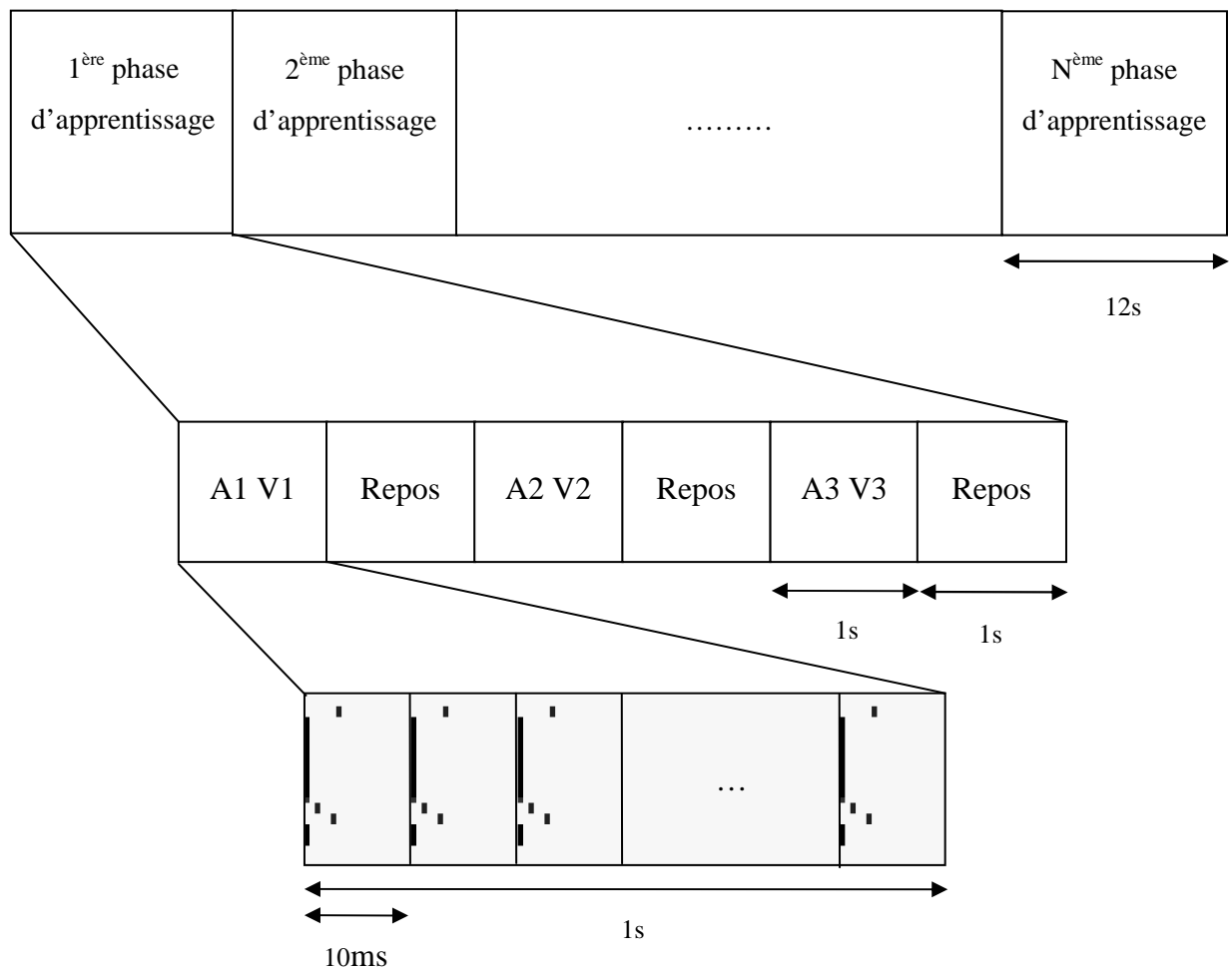


Figure 4. Décomposition du déroulement d'une simulation.

La simulation consiste donc la plupart du temps en une répétition de phases d'apprentissage, une phase d'apprentissage correspondant à la présentation successive des 3 paires de stimuli audio-visuels. La STDP devrait permettre la formation de groupes de neurones synchrones lors de ces présentations comme nous l'avons vu.

La présentation d'une paire dure une seconde et consiste en la répétition des patterns d'entrée (visuel et auditif) avec un intervalle de 10ms entre deux répétitions. Chaque présentation est suivie d'une période de repos d'une seconde durant laquelle aucune stimulation n'est effectuée. La seule activité présente alors est une activité propre au réseau et maintenu par lui-même.

Il est possible de comparer le comportement du réseau au terme de deux ou plusieurs simulations pour vérifier l'effet d'un paramètre sur le comportement du réseau (on comparera par exemple le comportement d'un réseau normal avec celui d'un réseau où l'on a ajouté des connexions inhibitrices).

2.4 Simulations réalisées

Une première série de simulations a consisté à paramétrer le réseau. Les différents paramètres (taux de projection, poids de départ des synapses, etc.) ont été ajustés à travers plusieurs simulations. Le nombre de phases d'apprentissage optimal a également été recherché. Au terme de cette phase, nous obtenons un premier réseau dont le comportement sera analysé. Nous avons aussi testé l'effet de la présentation d'un stimulus unimodal sur ce réseau.

Dans un deuxième temps, nous avons testé l'effet de l'ajout de connexions inhibitrices sur le comportement du réseau. Nous avons ajouté des connexions inhibitrices partout où des connexions excitatrices existaient déjà, le taux de connexions inhibitrices étant fonction du taux de connexion excitatrices. Pour faire simple, un unique coefficient multiplicateur a été utilisé, la formule étant la suivante :

$$\text{taux de connexions inhibitrices} = \text{taux de connexions excitatrices} \times \text{coefficient}$$

Nous allons maintenant voir les résultats obtenus

3 Résultats

L'ensemble des résultats sera donné sous forme de graphiques (cf. figure 5) représentant les émissions de PA au cours du temps. Les graphiques étant volumineux, ils ont été placés en annexe (cf. annexe A). Le temps t est représenté en abscisse, les neurones en ordonnée ; un point de coordonnées (x_1, y_1) correspond à l'émission d'un PA au temps x_1 par le neurone y_1 . De plus les neurones y sont représentés dans l'ordre qui suit : neurones d'entrée visuels (0 à 255), neurones d'entrée auditifs (256 à 511), neurones sensoriels visuels (512 à 551), neurones sensoriels auditifs (552 à 591) et neurones intégrateurs (592 à 611). Ce seront essentiellement ces 3 derniers groupes qui nous intéresseront.

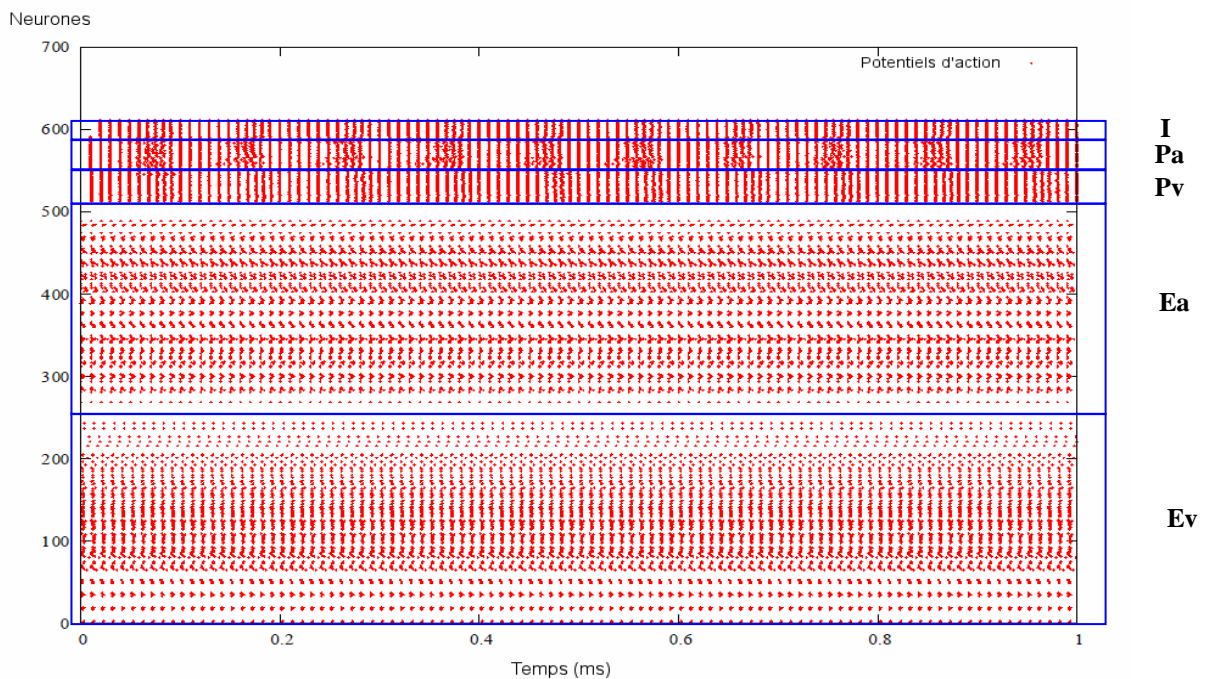


Figure 5. Exemple de graphique représentant une partie d'une simulation. Les différents groupes sont indiqués à droite.

Les analyses présentées ici sont pour l'instant descriptives et qualitatives. Des travaux futurs, permettant de poursuivre cette première étude exploratoire, devraient permettre de mettre en place des indicateurs plus quantitatifs de nos résultats. Nous discuterons de cela plus en détails au chapitre 4.5.

3.1 Phase de paramétrage

3.1.1 Paramétrage du réseau

Lors de cette phase, un très grand nombre de simulations ont été réalisées. Pour chaque paramètre, on teste une plage de valeur pour observer l'impact de ce paramètre sur le comportement du réseau. Pour des raisons de temps de calcul, le nombre de répétitions de la phase d'apprentissage a été fixé à 10. Il faut en effet compter qu'une simulation comportant 10 phases d'apprentissage dure environ 5mn. Si on passe à 50 présentations, la simulation dure environ 25 minutes, soit 2h30 si on teste 6 valeurs différentes pour le paramètre (ce qui est assez courant). Nous verrons d'ailleurs plus loin que les résultats à 10 et 50 répétitions sont relativement similaires, ce qui nous autorise à nous limiter dans le nombre de phases d'apprentissage.

Poids des synapses

Le choix d'une plasticité synaptique de type STDP donne peu d'importance au choix des poids de départ dans les synapses. Ces poids sont très vite adaptés en fonction du stimulus et de la forme du réseau, ceci quelle que soit la valeur de départ. Seules les valeurs très basses (0.01 ou 0.05 par exemple) sont à éviter car elles ne permettent pas une stimulation suffisante pour que l'activité se propage des groupes d'entrée aux autres groupes, ou alors cela nécessite un nombre de présentations beaucoup plus important.

Nous avons par ailleurs constaté que des valeurs moyennes permettent au réseau d'évoluer plus rapidement vers un état stable. Les poids ont donc été fixés à 0.5 avec un facteur aléatoire de +/- 0.1 (soit entre 0.4 et 0.6).

Délais des connexions

Des délais de propagation différents peuvent être attribués à chaque connexion permettant de tenir compte des différences de distances entre neurones (par rapport à un modèle biologique). Pour notre modèle, nous avons distingué deux types de connexions : les connexions entre les groupes (inter-groupes) et les connexions à l'intérieur d'un groupe (intra-groupe). Les connexions à l'intérieur d'un groupe (d'une aire chez l'homme) sont censées être plus rapide en raison de la distance moins grande. Les délais de connexions inter-groupes ont été fixées à 10ms avec un facteur aléatoire de +/- 1ms (soit des connexions aléatoirement fixées entre 9 et 11ms), ce qui semble être l'ordre de grandeur des délais entre deux aires distantes chez l'homme. Plusieurs valeurs ont alors été testées pour les connexions intra-groupe.

Des valeurs trop faibles (de l'ordre de 0.1ms) entraînent une synchronisation très accentuée entre neurones du même groupe : l'ensemble des neurones du groupe décharge quasi-simultanément. A l'inverse, pour de grandes valeurs (de l'ordre de 10ms), l'activité est très chaotique. Nous avons donc choisi une valeur intermédiaire, 1 ms, avec un facteur aléatoire de +/- 0.1ms

Taux de connexion

Les taux des différentes connexions inter- et intra-groupe ont été réglés séparément. Par taux de connexion, on entend la probabilité que deux neurones soient connectés ensemble. Il faut en effet préciser que le simulateur prend chaque paire de neurones possible et détermine aléatoirement si une connexion doit être faite en se basant sur le taux fourni. Ainsi, si on dispose d'un premier groupe de 2 neurones à connecter à un groupe de 3 neurones, il y a 6 connexions différentes possibles. Avec un taux de connexions de 0.5, on obtient en moyenne 3 connexions.

Les connexions ascendantes (des groupes d'entrée Ea et Ev, vers les groupes sensoriels Pa et Pv ainsi que des groupes sensoriels Pa et Pv vers le groupe intégrateur I) doivent être relativement importantes pour permettre à l'activation de se propager. Une connectivité trop faible amène une extinction de la stimulation. Des différences entre les modalités ne nous ayant pas semblé pertinentes, les taux ont été fixés arbitrairement à 0.7 entre groupes d'entrées et groupes sensoriels et 0.6 entre groupes sensoriels et groupe intégrateur.

Les connexions descendantes (du groupe intégrateur I vers les groupes sensoriels Pa et Pv) doivent être suffisamment importantes pour que les neurones intégrateurs puissent activer les neurones sensoriels. Cela permet une interaction dans les deux sens entre ces groupes, comme cela a été proposé pour les aires participant à la perception chez l'homme (voir section 1.3.3). Nous avons fixé cette valeur à 0.4. Une valeur trop élevée entraîne une activité réverbérante qui peut persister même en l'absence de stimulations extérieures, ce qui n'est pas très plausible biologiquement.

Enfin, les connexions à l'intérieur des groupes Pa, Pv et I se sont vues attribuer un taux de 0.2. Encore une fois, cela permet une synchronisation entre neurones d'un même groupe sans entraîner une activité réverbérante trop importante.

3.1.2 Paramétrage du nombre de phases d'apprentissage

Une fois l'ensemble des paramétrages faits, nous avons voulu vérifier si le nombre de phases d'apprentissage était suffisant pour amener le réseau à un certain équilibre. Nous avons donc refait une simulation avec 50 itérations et avons comparé les phases d'apprentissage 10 et 50 (cf. figure

A.1). On constate que l'allure générale des graphiques est très similaire. Le fait de prendre 50 itérations au lieu de 10 ne semble changer que très légèrement le fonctionnement du réseau. Nous avons donc continué par la suite avec 10 phases d'apprentissage par simulation.

3.2 Comportement du réseau

3.2.1 Stimulations bimodales

Il reste maintenant à voir un peu plus précisément le comportement du réseau à l'issue de cette première phase de paramétrage.

On constate tout d'abord que lorsqu'il est stimulé (cf. figure A.2), l'activité du réseau des neurones des groupes Pa, Pv et I est périodique. Cette activité n'est pas directement liée au rythme des stimulations et sa périodicité peut varier d'un stimulus à l'autre (par exemple entre A1V1 et A2V2). Outre cet aspect périodique, le pattern général d'activation est différent en fonction du stimulus. Ce pattern est influencé par l'ensemble des paramètres manipulés précédemment, ceci de manière complexe et difficilement interprétable.

On remarque de plus que les activités au sein des trois groupes Pa, Pv et I semblent synchrones entre neurones du même groupe. Les décharges des neurones se font pour la plupart au même moment formant des lignes verticales sur le graphique. Cette activité synchrone se poursuit d'ailleurs au repos avant extinction du signal (au bout de 500ms environ dans notre cas, mais les paramètres du réseau peuvent influencer cette durée), aucune autre stimulation extérieure ne venant perturber le poids des synapses (cf. figure A.3). On constate que de manière générale, cette activité est moins riche que lors de la stimulation. L'activité entre les 3 groupes en revanche n'est pas systématiquement synchrone. Il semble que ce soit le cas pour la stimulation A1V1 de la figure 7, mais les groupes Pa et Pv ont des rythmes d'activation différents pour les stimulations A2V2 et A3V3 (toujours sur la figure A.2).

Au niveau de l'évolution entre le début et la fin de l'apprentissage, on observe une légère modification de l'activité (cf. figure A.4). Le pattern dans sa forme global est déjà présent dès le premier apprentissage.

3.2.2 Stimulations unimodales

A partir du réseau obtenu précédemment, nous avons voulu tester l'effet de stimulations unimodales à l'issue de la phase d'apprentissage. On cherche ici à voir si on arrive à obtenir une activation de l'aire non stimulée par l'autre aire. Par ailleurs, les travaux de Stein et Meredith (1993) montre chez le chat qu'un certain nombre de neurones réagissent plus fortement (certains

même uniquement) pour une stimulation bimodale. Nous voulons donc voir si le groupe intégrateur réagit différemment à des stimulations unimodales et bimodales.

La simulation comporte dans ce cas 10 phases d'apprentissage directement suivies d'une phase où seules les stimulations auditives ou visuelles sont présentées. Ces stimulations durent toujours 1s avec 1s de repos entre chacune.

Lors d'une première simulation avec des stimuli auditifs (cf. figure A.5), nous avons pu constater que le groupe sensoriel auditif (Pa) réagit de manière similaire à une stimulation bimodale, et parvient de plus à stimuler le groupe intégrateur. Le groupe sensoriel visuel par contre n'est pas activé (en dehors d'un ou deux neurones isolés). Or, on s'attendrait à ce que la stimulation auditive parvienne à réactiver le groupe sensoriel visuel via le groupe intégrateur, réactivation observée chez l'homme (voir section 1.3.3).

Notre hypothèse est que les connexions descendantes entre le groupe intégrateur et le groupe sensoriel visuel ne sont pas assez nombreuses. C'est ce que confirment une série de simulations faites avec des taux de connexions croissants entre ces deux groupes (cf. figure A.6). On constate en effet que plus le taux augmente et dès une valeur de 0.5 (contre 0.4 à la base) le groupe sensoriel visuel est activé par la seule stimulation auditive, comme nous le voulions. Par contre, il est difficile de dire si cette activation a un lien quelconque avec le pattern d'activation observé pour le stimulus visuel associé.

Les résultats pour une stimulation visuelle seule sont similaires.

Pour la suite des simulations, c'est cette valeur limite de 0.5 qui a été retenue.

3.3 Ajout de connexions inhibitrices

3.3.1 Stimulations bimodales

Les résultats provenant de l'ajout de connexions inhibitrices sont également très intéressants. Comme on peut s'y attendre, un trop grand nombre de connexions inhibitrices (un taux supérieur à 0.25) bloque l'activité du réseau (cf. figure A.7). Par contre, les résultats obtenus pour des taux assez faibles sont très encourageants, et nous ont largement interpellés. On constate en effet que l'activité inhibitrice, en faible proportion, améliore le fonctionnement du réseau. Ainsi, pour des taux inférieurs à 0.25 (cf. figure A.8), l'activité au repos se maintient plus longtemps qu'en l'absence de connexions inhibitrices contrairement à ce que l'on pourrait penser intuitivement. Cette activité au repos est par ailleurs plus uniforme et mieux coordonnée

3.3.2 Stimulations unimodales

Nous avons repris le protocole présenté en 3.2.2 avec le réseau muni de connexions inhibitrices. Encore une fois, à l'issue de la phase d'apprentissage, le réseau est soumis à des stimulations unimodales, soit auditives, soit visuelles.

Cette fois également l'activité du réseau est favorisée par la présence de connexions inhibitrices. Alors que dans le réseau de départ l'aire visuelle est difficilement activée, de nombreux neurones s'activent ici. Et contre toute attente, ce n'est pas avec le plus petit taux d'inhibition que l'on obtient l'activation la plus importante (cf. figure A.9). Il semblerait que le gain maximum soit obtenu pour une valeur proche de 0.05 et décroisse quand on s'éloigne de part et d'autre de cette valeur.

Les résultats sont à nouveau similaires pour les stimulations visuelles seules.

Un dernier élément qu'il nous a semblé intéressant de présenter est l'activité du réseau pour un taux de 0.25. Avec un tel taux, l'inhibition est trop importante pour que le réseau intégrateur parvienne à stimuler le groupe sensoriel visuel. Mais plus important, le groupe intégrateur lui-même est difficilement activé par le groupe sensoriel auditif (cf. figure A.10). Dans le cas du réseau de départ, une stimulation unimodale active aisément le groupe intégrateur, aussi facilement semble-t-il qu'une stimulation bimodale. Nous discuterons de cet aspect dans la section 4.3.

4 Discussion

L'approche adoptée ici est simple et nous a permis de mettre en œuvre un réseau de neurones impulsionnels dans une situation de stimulation multimodale. Ceci nous a permis d'obtenir un certain nombre de résultats montrant qu'il était possible d'utiliser ce type de neurones dans les modélisations de l'intégration multimodale et tout particulièrement dans le cadre de l'hypothèse de synchronisation. Nous allons reprendre ici les principaux résultats obtenus. Nous aborderons les limites de notre approche avant de conclure en présentant des pistes pour les travaux futurs.

4.1 Dynamique du réseau

Il est assez remarquable de constater comme la dynamique du réseau peut faire penser à ce que l'on sait du fonctionnement du cerveau humain. Si tout cela reste très grossier, cela tient essentiellement à notre modélisation qui s'est voulue minimaliste. On retrouve toutefois les grandes étapes du traitement d'une information. La stimulation originale des groupes d'entrée se propage aux groupes sensoriels puis au groupe intégrateur. Grâce à des connexions bidirectionnelles entre groupe intégrateur et groupes sensoriels, un dialogue s'établit entre ces trois groupes. La stimulation directe et ce dialogue amènent à l'émergence de patterns spécifiques aux stimuli. L'interaction entre groupes sensoriels et groupe intégrateur permet par ailleurs d'obtenir une activité sans stimulation extérieure. Si le cerveau est beaucoup plus complexe, composé d'un bien plus grand nombre de connexions et de capacités de traitement bien plus complexe, notre modélisation reprend certains aspects de base de son fonctionnement (transfert de l'information des capteurs vers les aires primaires puis vers les zones intégratives et interactions des aires sensorielles et intégratives pour la formation d'un percept).

On remarque également qu'un phénomène de synchronisation se met en place à l'intérieur des groupes sensoriels et intégrateur. Entre les groupes, la présence de ce phénomène est moins consistante. Il semblerait toutefois que les groupes parviennent par moment à se synchroniser également.

Cela tient essentiellement à une chose : l'utilisation de neurones impulsionnels. Ce modèle de neurones d'une plus grande plausibilité biologique permet d'obtenir facilement des simulations réalistes. Comme le neurone biologique, le neurone impulsionnel agit comme un intégrateur temporel d'information ce qui en fait un outil idéal pour l'étude de l'intégration multimodale.

Un deuxième facteur intervient également dans les capacités dynamiques de mise en place de patterns temporels synchrones dans notre modélisation. Il s'agit de l'utilisation d'une forme de plasticité synaptique particulière : la STDP. Nous allons voir maintenant les avantages et les défauts de ce mécanisme.

4.2 Plasticité synaptique

Contrairement à des mécanismes comme la potentialisation à long terme, la STDP ne permet pas le stockage de traces au niveau du poids des synapses. Cette forme de plasticité synaptique très labile a plutôt pour intérêt de réguler l'activité synaptique (Meunier, 2007). Von der Malsburg (1981) fait d'ailleurs la distinction entre la « modulation synaptique » (opérée par la STDP par exemple et entraînant des modifications à court terme) et la « plasticité synaptique » (de type PLT (Bliss & Lomo, 1973) et ayant un impact à long terme). La modulation synaptique participe à la mise en place dynamique de patterns d'activité. Les connexions entre neurones peuvent être favorisées ou dépréciées dynamiquement en fonction de l'activité en cours. Ainsi des patterns spécifiques et variables en fonction de la stimulation peuvent émerger d'un même groupe de neurones.

Ce mécanisme pourrait résoudre une question qui se pose dans le problème du liage de traits visuels et qui plus largement peut se poser dans tout phénomène d'intégration. Pour résoudre le problème du liage, certains auteurs (comme Barlow (1972)) ont proposé qu'un ou des neurones vont spécifiquement coder chaque association d'items. Or, cela revient à dire que tout nouveau lien requiert de nouveaux neurones, et il y a une limite au nombre de neurones disponibles. La STDP, en permettant à un groupe de neurones de participer à plusieurs représentations, apporte une solution viable à ce problème. Il est également possible que ces deux formes de liage coexistent.

On voit également l'intérêt de ce mécanisme de modulation synaptique dans le cadre de l'hypothèse de synchronisation. La STDP pourrait permettre la modification synaptique nécessaire à la synchronisation de deux groupes de neurones, en renforçant temporairement les connexions entre eux.

Toutefois, comme nous l'avons déjà signalé, la STDP ne permet pas de stocker l'information de manière durable. Il faudrait alors, pour rendre compte de l'ensemble des phénomènes à l'œuvre, la coupler avec d'autres mécanismes comme la PLT, ces deux formes de plasticité ayant des rôles complémentaires.

4.3 Importance des connexions inhibitrices

Le dernier point à aborder avant de voir les limites de notre modèle est le rôle des connexions inhibitrices dans le fonctionnement du réseau, connexions qui ont un rôle bien plus important que nous ne nous y attendions au départ. Si ces connexions ont un rôle inhibiteur au niveau de la synapse, leur interaction avec les connexions excitatrices leur donne un rôle bien plus important au niveau de la dynamique globale du réseau. Nous avons ainsi vu (section 3.3) comment elles peuvent même améliorer l'activité du réseau, ceci témoignant du rôle régulateur de ces connexions. Cette régulation pourrait également jouer un rôle dans la synchronisation, l'ajout de connexions inhibitrices améliorant la synchronisation au sein des groupes sensoriels et intégrateur.

Leur interaction complexe avec les connexions excitatrices pourrait également expliquer un phénomène observé par Stein et Meredith (1993) chez le chat. Ces auteurs observent que les neurones multimodaux, s'ils s'activent pour une modalité présentée seule, s'activent plus fortement pour un stimulus bimodal. Certains neurones répondent même uniquement à une stimulation bivoie trimodale. Dans la première version de notre modèle (en l'absence de connexions inhibitrices), on constate que les neurones intégrateurs réagissent indifféremment aux stimuli visuels, auditifs ou audio-visuels. On peut ainsi remettre en question leur caractère multimodal. Ce n'est qu'avec l'ajout de connexions inhibitrices qu'on est parvenu à observer une activation plus importante du groupe intégrateur en situation bimodale qu'en situation unimodale. On peut donc raisonnablement penser que les connexions inhibitrices jouent un rôle important dans les propriétés complexes des neurones multimodaux.

4.4 Limites des mesures

Dans notre travail, nous sommes resté à un niveau d'analyse descriptif et qualitatif. Ce type d'analyse comporte cependant quelques limites. L'absence d'analyses quantitatives tient essentiellement à la nature exploratoire de notre travail qui rend les choses plus difficiles. Les neurones impulsifs sont récents et encore mal connus. Cela fait que les outils et techniques d'analyse sont peu nombreux et peu connus.

Nous souhaitons maintenant proposer des pistes pour de futures recherches.

Nous voyons essentiellement deux approches pour obtenir des résultats quantifiables. La première, convenant mieux dans le cadre d'une approche neuro-physiologique, consiste à préciser et objectiver les propriétés du réseau qui sont source d'intérêt dans le but de développer des outils de mesure adéquates. C'est par exemple ce qu'a fait Meunier (2007). Cherchant à caractériser les propriétés dynamiques de son réseau neuronal artificiel, il pose des hypothèses sur les fréquences

présentes dans son réseau. Dans un premier temps, il calcule directement les fréquences d'émission à partir des temps d'émission des PA. Il propose également une seconde méthode pour passer des données disponibles dans la modélisation à un signal continu semblable à celui mesuré par une électrode à la surface du crâne. Ainsi, il peut appliquer les outils de traitement d'un signal continu (utilisé en neuro-imagerie) au signal qu'il calcule pour son réseau.

Une seconde manière de procéder serait d'établir une tâche (tâche mnésique, tâche de catégorisation, etc.) susceptible de fournir une mesure et ainsi d'évaluer le réseau. On pourrait par exemple demander au réseau de rappeler un élément d'une paire dont on lui présente l'autre élément. Cette seconde approche, plus comportementale, conviendrait mieux à des approches de psychologie cognitive. Dans ce cas, ce ne sont pas les propriétés neuro-physiologiques du réseau qui sont directement testées mais le comportement engendré par l'ensemble du réseau.

Ceci nous amène à une autre difficulté que nous avons rencontrée.

4.5 Limites dans l'apprentissage du réseau.

Comme nous l'avons abordé dans la première partie de ce travail, il n'existe pas de mécanisme d'apprentissage bien connu dans le cadre des réseaux de neurones impulsionnels. On ne dispose pas ici de techniques d'apprentissage supervisé comme avec les neurones classiques.

Les capacités du réseau (tout comme celles du cerveau), tiennent beaucoup à son architecture. C'est pourquoi une modélisation qui se veut simpliste comme la notre, permet certes d'explorer l'impact des différentes variables sur le réseau, mais ne permet d'obtenir que des comportements simples.

Pour pallier à cela, nous voyons encore une fois deux possibilités. La première consiste à faire une modélisation beaucoup plus précise et réaliste du phénomène étudié (tenant compte des spécificités de chaque modalité sensorielle et des détails neurophysiologiques connus pour les différentes aires modéliser). On peut alors espérer voir émerger des comportements plus complexes du réseau. Pour cela, il faut cependant disposer de données précises ce qui n'est pas toujours le cas pour les aires intégratrices, surtout chez l'homme.

La deuxième possibilité, qui nous semble particulièrement intéressante, consiste à utiliser un algorithme évolutionniste pour faire évoluer l'architecture du réseau, soit à partir d'un réseau aléatoire (dans ce cas des règles peuvent contraindre la forme prise par le réseau), soit d'un modèle préexistant. Les mêmes critères de mesure de l'efficacité du réseau peuvent être utilisés, à savoir une mesure de certaines propriétés neuro-physiologiques qu'on souhaite voir émerger ou bien une mesure comportementale. L'architecture du réseau se construit alors d'elle-même pour répondre

aux critères d'évaluation.

4.6 Conclusion

Malgré ses quelques limites, notre modèle permet de montrer l'intérêt des mécanismes proposés (connexions bidirectionnelles, neurones impulsionnels, STDP et connexions inhibitrices). Ils nous ont notamment permis d'obtenir un phénomène de synchronisation entre les neurones d'un même groupe et pourrait également permettre d'expliquer la synchronisation à large échelle (entre aires distantes) et son implication dans l'intégration multimodale. Ce travail nous a également permis de nous familiariser avec la modélisation informatique qui demande une méthodologie complètement différente des expérimentations classiques auxquelles nous sommes plus habitués. Plus particulièrement, ce travail nous a permis d'explorer l'utilisation des neurones impulsionnels qui sont encore peu connus. Ceux-ci permettent pourtant de concevoir des modélisations réalistes et biologiquement plausibles d'où l'intérêt certain que représente ce modèle de neurones pour la modélisation des fonctions cognitives.

Références

- Barlow, H. B. (1972). Single units and sensation: a neuron doctrine for perceptual psychology. *Perception*, 1, 371-394.
- Bauer, M. (2008). Multisensory Integration: A Functional Role for Inter-Area Synchronization ? *Current Biology*, 18, R709-R710.
- Bertrand, A., & Garnier P. H. (2005). *Psychologie cognitive*. Levallois-Perret : Studyrama.
- Bliss, T. V. P., & Lomo, T. (1973). Long-lasting potentiation of synaptic transmission in the dentate area of the anaesthetized rabbit following stimulation of the perforant path. *The Journal of Physiology*, 232, 331-356.
- Bullier J. (2001). Integrated model of visual processing. *Brain Research Reviews*, 36, 96-107.
- Calvert, G. A., & Thesen, T. (2004). Multisensory integration: methodological approaches and emerging principles in the human brain. *Journal of Physiology*, 98, 191-205.
- Cherry, E. C. (1953). Some experiments on the recognition of speech, with one and with two ears. *Journal of the Acoustical Society of America*, 25, 975-979.
- Damasio, A. (1989). Time-locked multiregional retroactivation : a system-level proposal for the neural substrates of recall and recognition. *Cognition*, 33, 25-62.
- Fort, A., Delpuech, C., Pernier J., & Giard, M. H. (2002) Early auditory-visual interactions in human cortex during nonredundant target identification. *Cognitive Brain Research*, 14, 20-30.
- Gerstner, W., & Kistler, W. M., (2002). *Spiking Neuron Models : Single Neurons, Populations, Plasticity*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Ghazanfar, A. A., & Schroeder, C. E. (2006). Is neocortex essentially multisensory ? *Trends in Cognitive Sciences*, 10, 278-285.
- Hebb, D. O. (1949). *The organisation of behaviour : a neurophysiological theory*. New York : Wiley.
- Hubel, D. H., & Wiesel, T. N. (1962). Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex. *The Journal of Physiology*, 160, 106-154.

- Hodgkin, A. L., & Huxley, A. F. (1952). A quantitative description of ion currents and its applications to conduction and excitation in nerve membranes. *The Journal of Physiology*, 117, 500-544.
- Martin, A. & Chao, L. L. (2001). Semantic memory and the brain: structure and processes. *Current Opinion in Neurobiology*, 11, 194-201.
- McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943) A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biology*, 5, 115-133.
- McGurk, H., & MacDonald, J. (1976). Hearing lips and seeing voices. *Nature*, 264, 746-748.
- Meunier, D. (2007). *Une modélisation évolutionniste du liage temporel*. Thèse de doctorat de Sciences cognitives, mention informatique, Université Lumière, Lyon. Non publié.
- Nyberg, L., Habib, R., McIntosh, A. R., & Tulving, E. (2000). Reactivation of encoding-related brain activity during memory retrieval. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 97, 11120-11124
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning internal representations by error backpropagation. In Rumelhart, D. E., McClelland, J. L. (Eds.), *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol 1: Foundations* (pp.318-362). Cambridge : MIT Press.
- Schneider, T. R., Debener, S., Oostenveld, R. & Engel, A. K. (2008). Enhanced EEG gamma-band activity reflects multisensory semantic matching in visual-to-auditory object priming. *Neuroimage*, 42, 1244-1254.
- Singer, W. (1999). Neuronal Synchrony: A Versatile Code Review for the Definition of Relations ? *Neuron*, 24, 49-65.
- Stein, B. E., & Stanford, T. R.(2008). Multisensory integration: current issues from the perspective of the single neuron. *Nature Reviews Neuroscience*, 9, 255-266.
- Stein, B. E., & Meredith, M. A., (1993). *The merging of the senses*. Cambridge : MIT Press.
- Tallon-Baudry, C. (2003). Oscillatory synchrony and human visual cognition. *The Journal of Physiology - Paris*, 97, 355-363.
- Thorpe, S. J., & Imbert, M. (1989). Biological constraints on connectionist modelling. In Pfeifer, R., Schreter, Z., Fogelman-Soulie, F., & Steels, L. (Eds.), *Connectionism in Perspective*, (pp. 63-

92). Amsterdam : Elsevier.

- Treisman, A. (1996). The binding problem. *Current Opinion in Neurobiology*, 6, 171-178.
- Treisman, A. (1999). Solutions to the binding problem: review progress through controversy summary and convergence. *Neuron*, 24, 105–110.
- Tulving, E. (1985). How many memory systems are there ? *The American Psychologist*, 40, 385-398.
- Varela, F., Lachaux, J. P., Rodriguez, E. & Martinerie, J. (2001). The brainweb: phase synchronization and large-scale integration. *Nature Reviews Neuroscience*, 2, 229-239.
- Versace, R., Nevers, B., & Padovan, C. (2002) *La mémoire dans tous ses états*. Marseille : Solal.
- Von der Malsburg, C. (1981). The correlation theory of brain function. *Internal report*, 81-2. Max Planck Institute for Biophysical Chemistry, Department of Neurobiology, Gottingen, Germany.
- Von der Malsburg, C. (1995). Binding in models of perception and brain function. *Current Opinion in Neurobiology*, 5, 520-526.

Annexe A - Résultats des simulations

Nous avons réunis ici l'ensemble des graphiques issus des simulations et dont nous discutons dans la partie résultat.

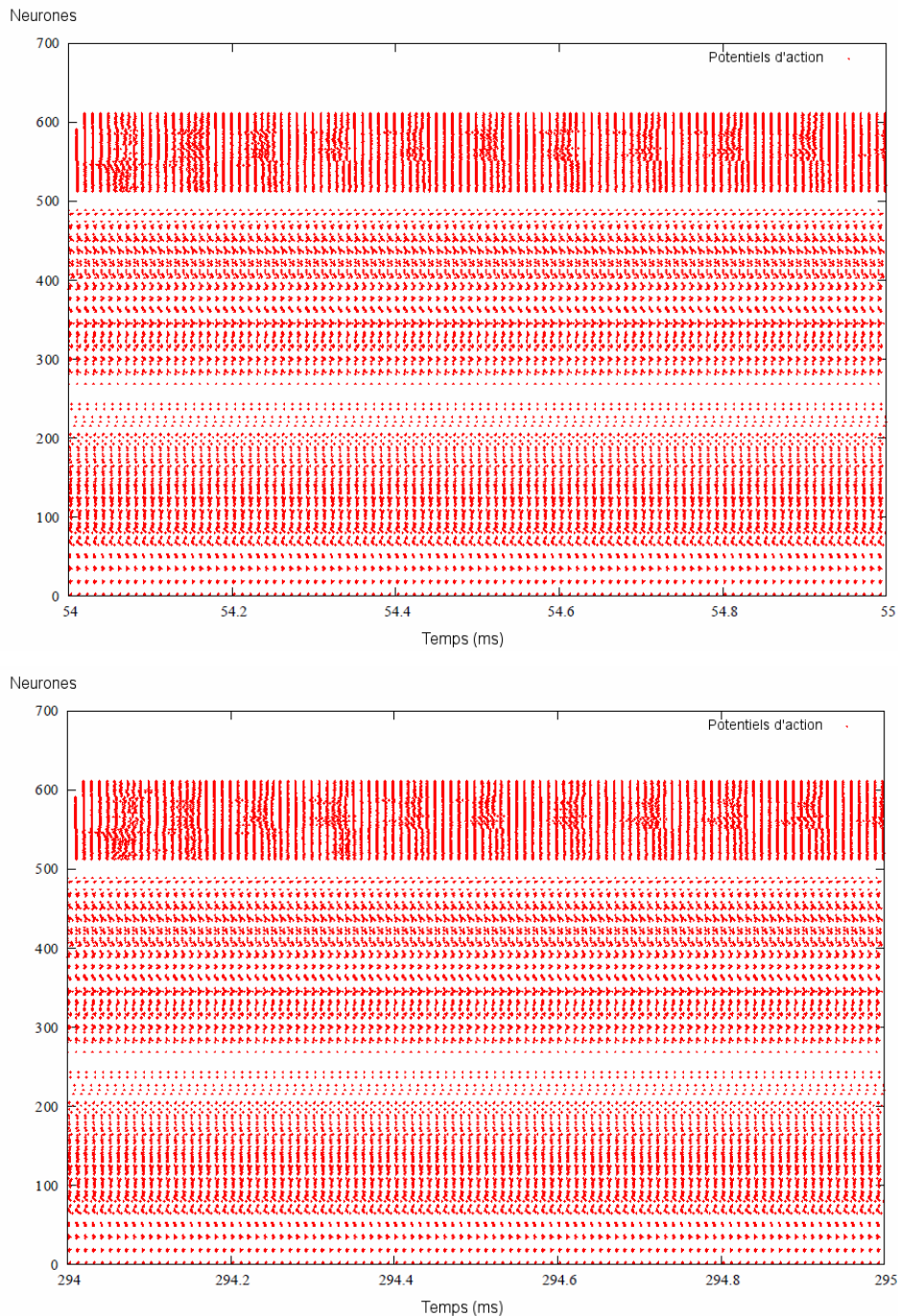


Figure A.1. Présentation du stimulus A1V1 à la 10^e phase d'apprentissage (en haut) et à la 50^e phase d'apprentissage. On remarque que le pattern d'activation évolue peu.

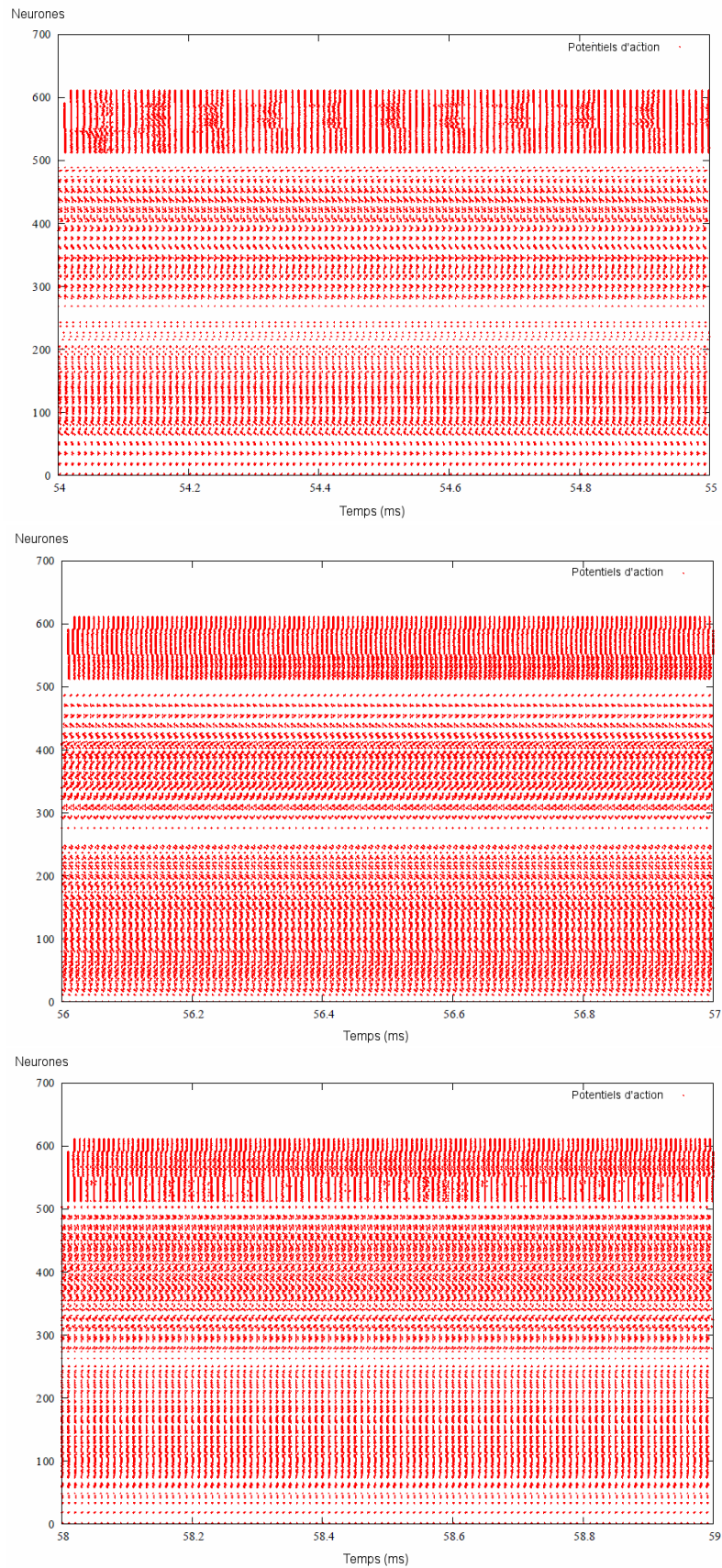


Figure A.2. Les patterns d'activation en fin d'apprentissage sont différents pour les 3 paires de stimulations (A1V1 en haut, A2V2 au milieu et A3VA en bas).

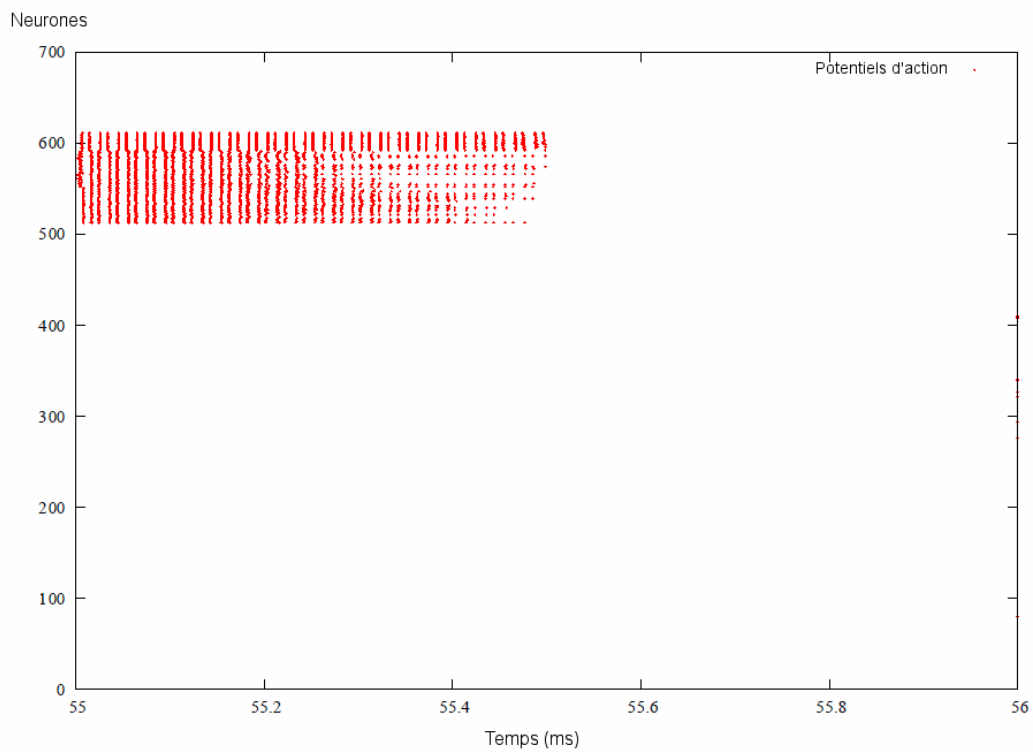
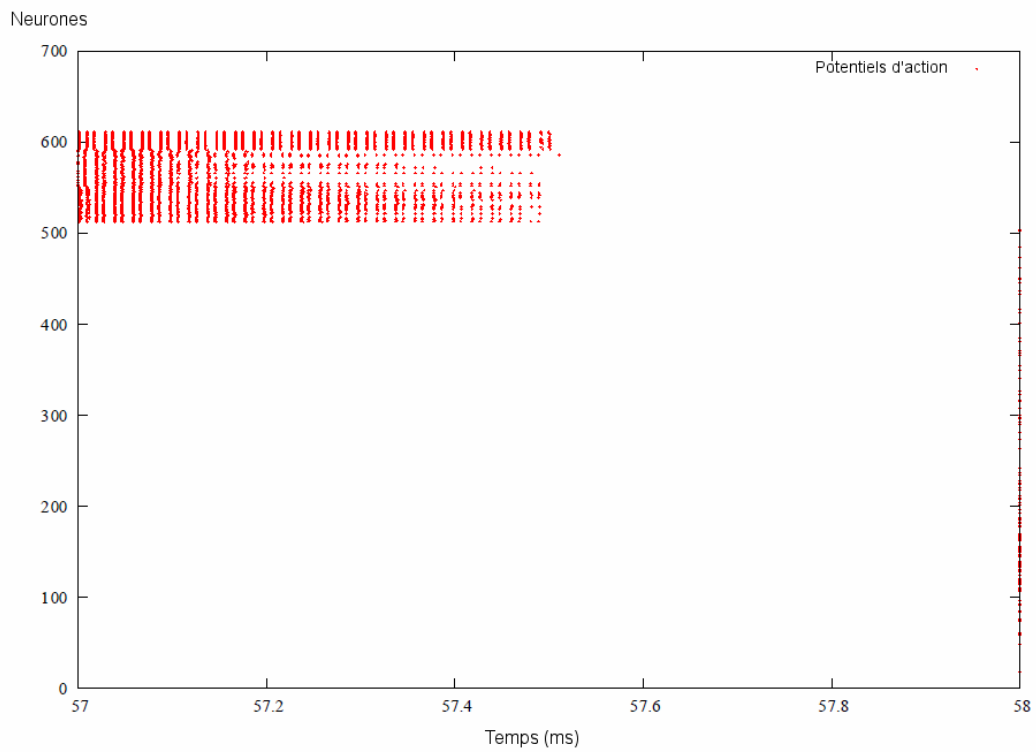


Figure A.3. Périodes de repos succédant à la 1^{ère} et à la 2^{ème} stimulation de la phase d'apprentissage. On remarque la similarité entre les deux patterns.

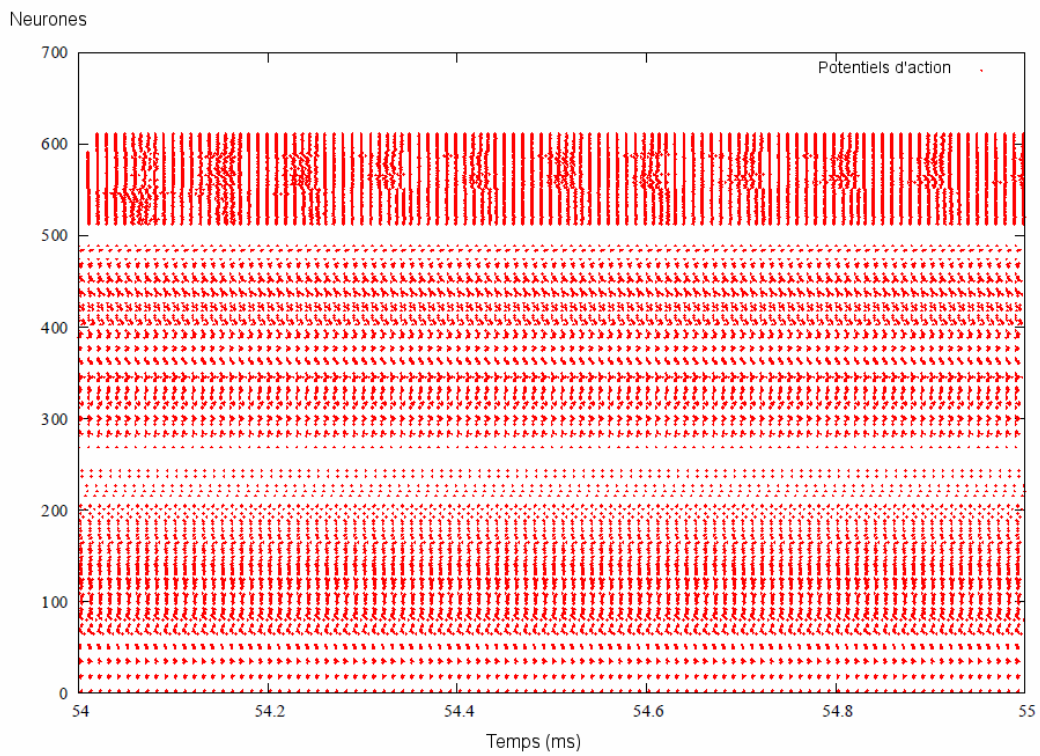
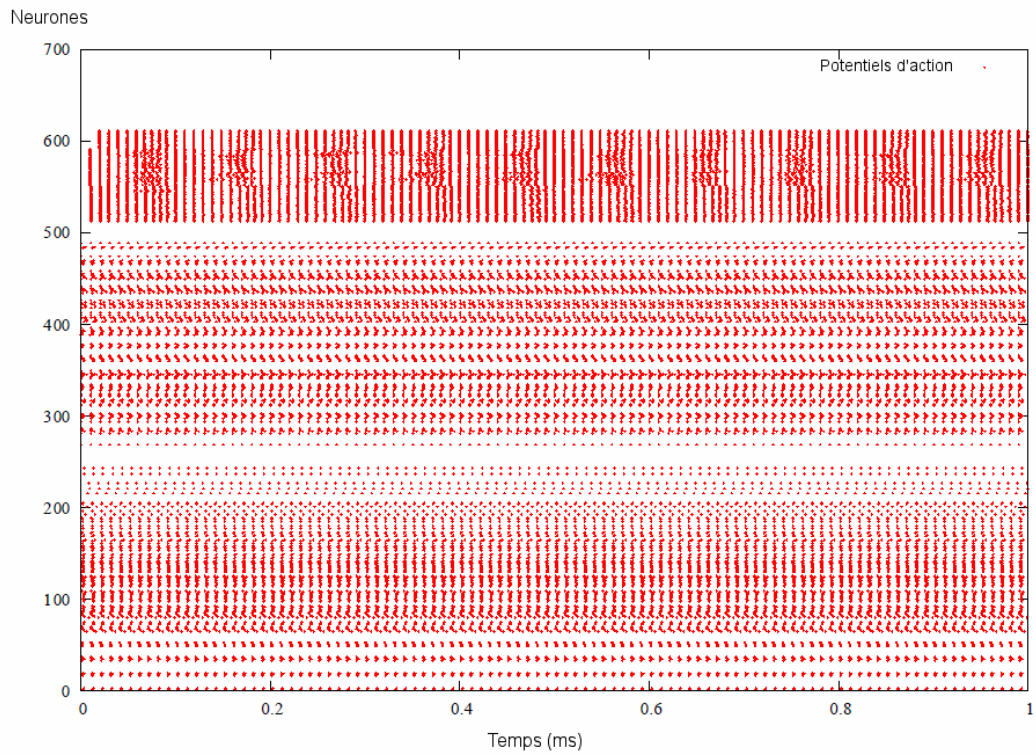


Figure A.4. Le pattern d'activation (ici pour A1V1) évolue peu entre la première présentation (en haut) et la dernière (en bas).

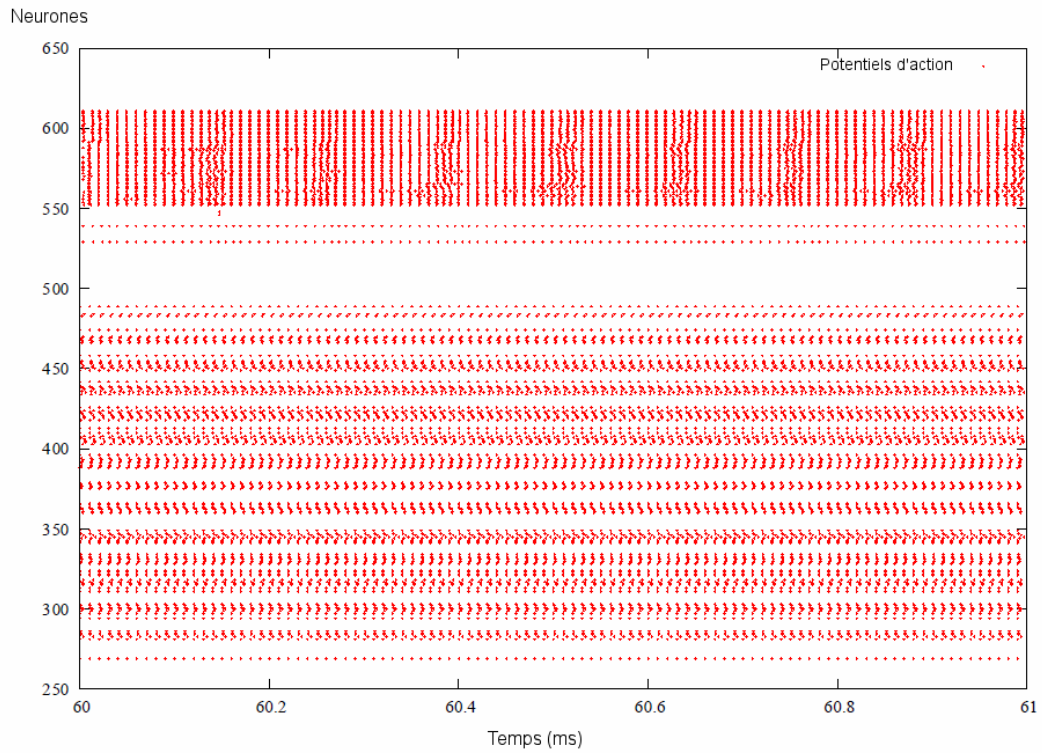


Figure A.5. Présentation de A1 seul. On remarque que le groupe visuel est quasi-inactif.

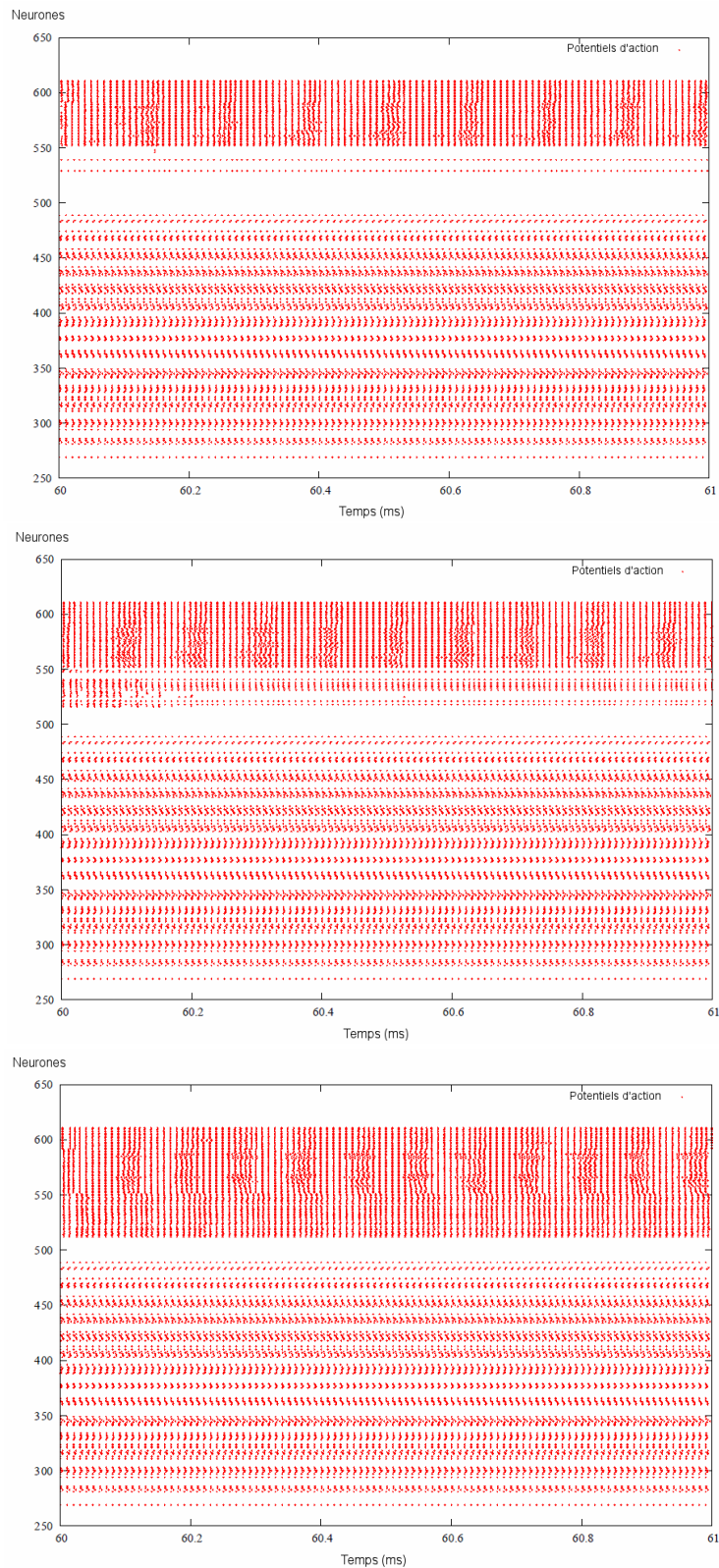


Figure A.6. Patterns d'activation pour A1 seul avec un taux de projection croissant entre groupe intégrateur et groupes sensoriels. Pour 0.4 (en haut) l'activation visuelle est quasi-inexistante. Une activation commence à apparaître pour 0.5 (milieu) et est complètement présente pour 0.6 (en bas).

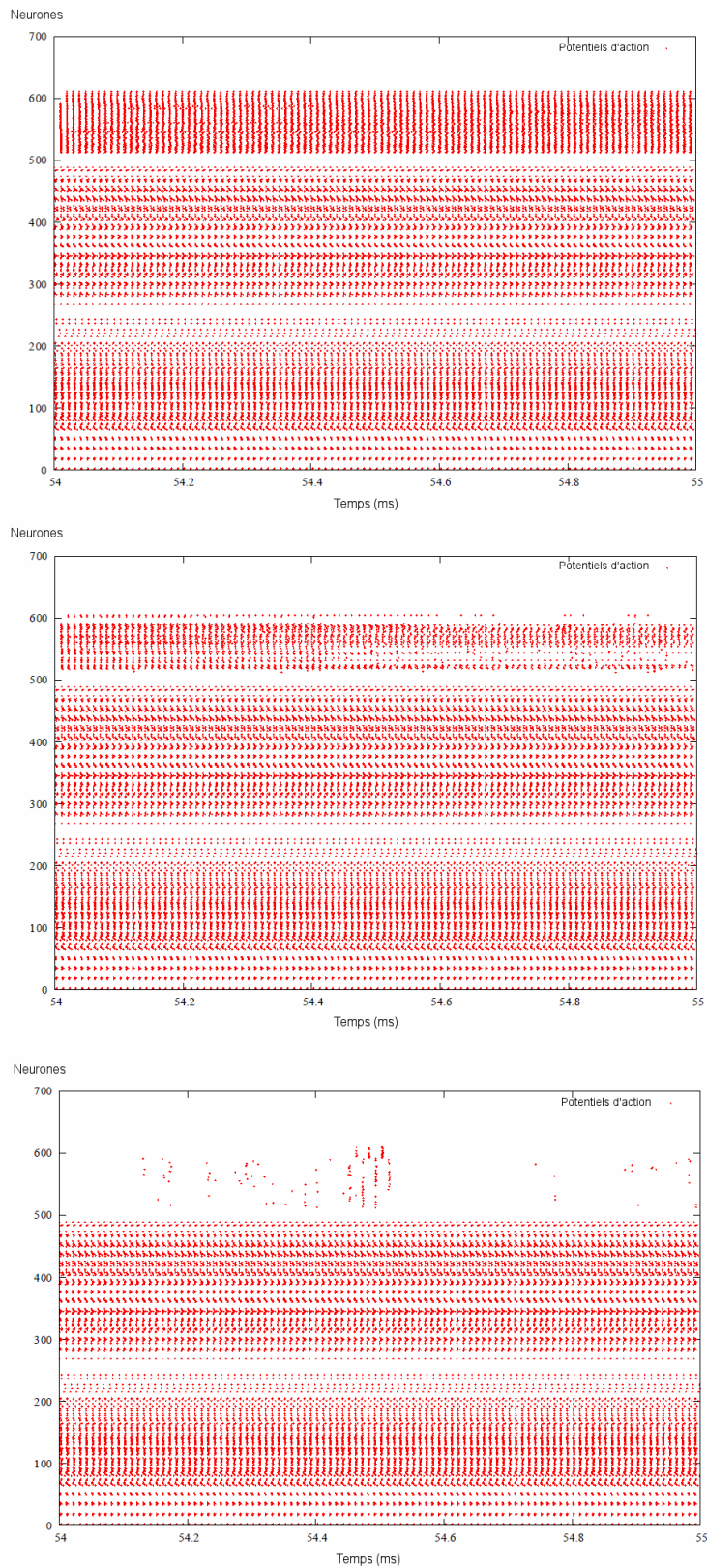


Figure A.7. Patterns d'activité pour des coefficients d'inhibition croissant (de haut en bas : 0.25, 0.5 et 0.75). Pour des coefficients élevés, l'activité au niveau des groupes sensoriels et du groupe intégrateur diminue progressivement et fini presque par disparaître.

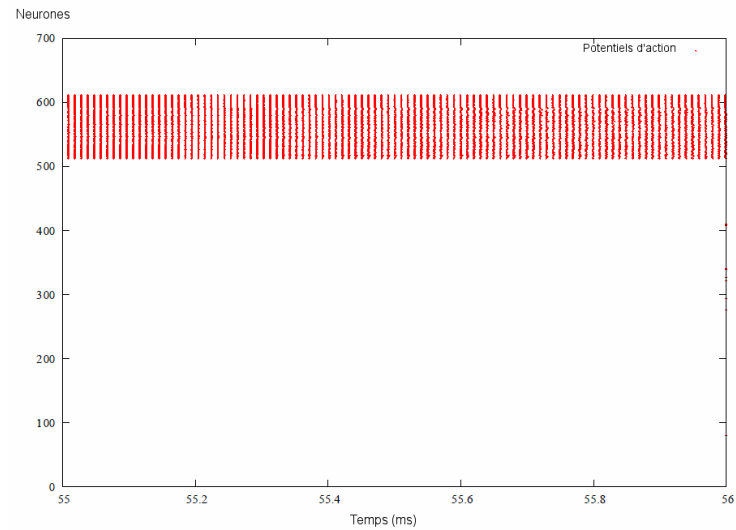
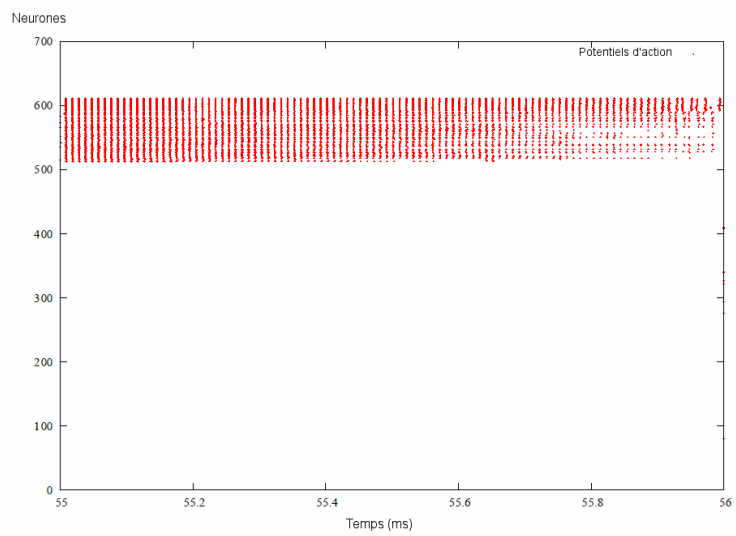
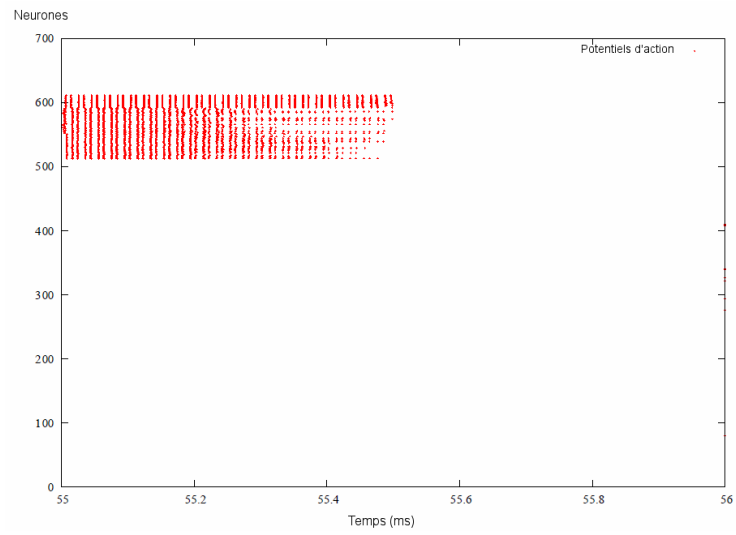


Figure A.8. Patterns d'activation au repos pour des coefficients d'inhibition décroissant (de haut en bas : 0.1, 0.05 et 0.01). Pour de faibles coefficients, l'activité est favorisée. Plus le coefficient est faible, plus l'activité au repos se maintient.

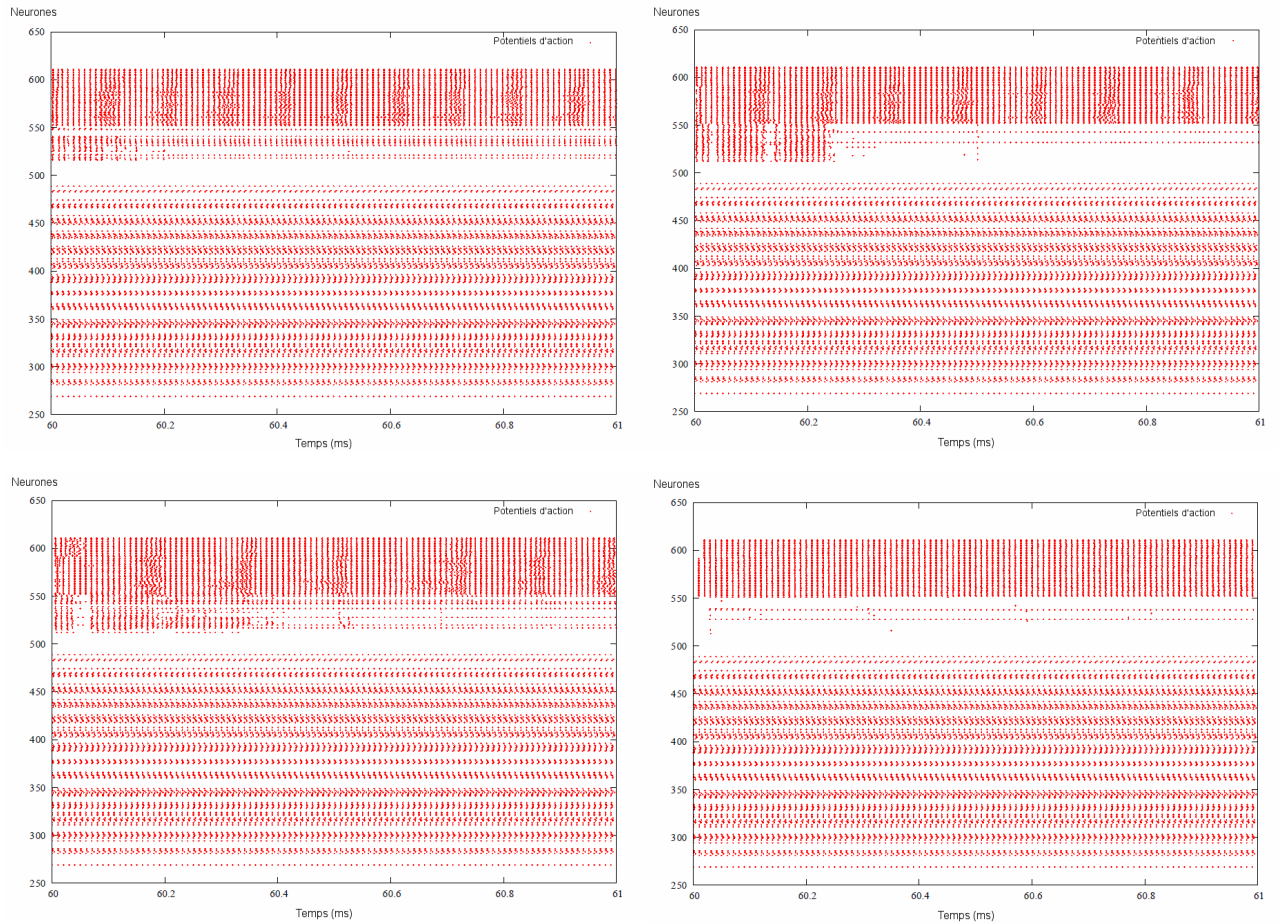


Figure A.9. Présentation de A1 seul avec des coefficients d'inhibition croissants (0 en haut à gauche, 0.01 en haut à droite, 0.05 en bas à gauche et 0.1 en bas à droite). Un faible coefficient d'inhibition améliore l'activation du groupe sensoriel visuel. On voit que pour des valeurs de 0.01 et 0.05, plus de neurones visuels s'activent qu'en l'absence de connexions inhibitrices (coefficient de 0), les meilleurs résultats étant obtenus avec une valeur de 0.05. Un coefficient de 0.1 est déjà trop élevé, diminuant l'activation du groupe visuel par rapport à l'absence d'inhibition.

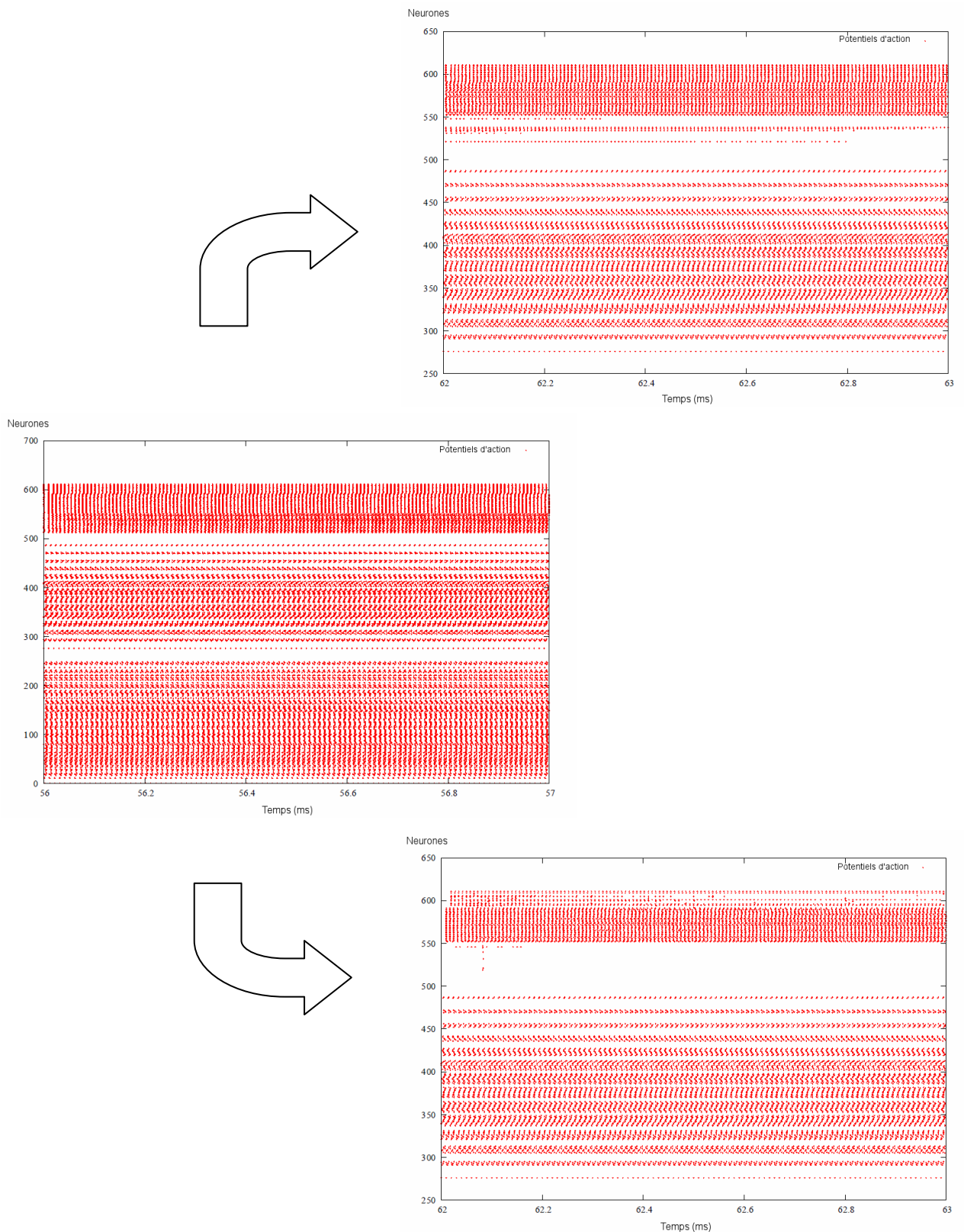


Figure A.19. Passage d'une stimulation bimodale (à gauche) à une stimulation unimodale avec (en bas à droite) ou sans (en haut à droite) connexions inhibitrice. Sans connexions inhibitrices, la stimulation unimodale suffit à activer le groupe intégrateur de manière aussi efficace qu'une stimulation bimodale. Avec connexions inhibitrices, la stimulation unimodale est moins efficace qu'une stimulation bimodale.

Résumé

Dans ce travail, nous nous sommes intéressé à l'intégration multimodale et plus précisément à l'hypothèse de synchronisation temporelle qui permettrait d'expliquer comment les différentes propriétés d'un même stimulus peuvent être regroupées en un percept cohérent. Nous avons construit pour cela un modèle simple du système perceptif, humain ou animal, justifié par les données neurophysiologiques existantes. A travers une série de simulation, nous avons pu explorer le fonctionnement des neurones impulsionnels et ainsi montrer qu'ils sont un moyen simple, efficace de traiter ces questions, et présente un intérêt dans l'étude de la cognition en général. Nous avons également pu montrer l'importance de la modulation synaptique par STDP dans la formation dynamique de groupes synchrones.

Mots-clés : modélisation connexionniste, intégration multimodale, synchronisation, STDP.