

# **Modélisation des échanges d'informations entre l'hippocampe et le cortex**

Ikram CHRAIBI KAADOUD



Directeur de Recherche :  
Frédéric Alexandre

Date limite :  
9 juin 2014

## Sommaire

Introduction .....	1
I. Etat de l'art et Problématique : L'Hippocampe, fonctions et structures .....	3
A. Hippocampe : Fonctions de mémoire.....	3
1. Encodage .....	3
2. Stockage et consolidation.....	3
3. Récupération.....	3
B. Fonctionnement de l'Hippocampe .....	4
1. Encodage .....	4
2. Rappel.....	5
C. Conditionnement .....	5
D. Modélisation informatique : existants et limites .....	6
II. Le Modèle d'Hippocampe artificiel .....	8
A. Scénario global et rôle du module Cortex Entorhinal (ou Entorhinal Cortex =EC) ..	8
B. Le module Gyrus Denté (ou Dentate Gyrus = DG) .....	9
C. Le module CA3 .....	10
D. Le module CA1 .....	11
III. Evaluation du modèle.....	13
A. Choix des paramètres .....	13
B. Outils d'évaluation et scénario de test.....	13
1. Distance de Hamming .....	13
2. Densité de chargement et pourcentage de saturation .....	14
3. Scénario de test.....	14
C. Résultats .....	15
1. Utilisation de vecteurs similaires à ceux stockés pour le rappel .....	15
2. Utilisation de vecteurs bruités pour le rappel .....	17
IV. DISCUSSION .....	19
A. Les points de décision stratégique:.....	19
B. Les résultats de l'expérience .....	20
C. Limites et perspectives .....	21
Bibliographie.....	22
Résumé.....	24

## Introduction

Les sciences de la cognition résultent de la conjonction de disciplines aussi diverses que la psychologie, les neurosciences, l'intelligence artificielle, la linguistique et l'épistémologie. Elles visent à décrire, spécifier, expliquer et simuler les processus cognitifs. Ces derniers correspondent à un ensemble de processus de connaissances définis comme processus d'acquisition, de traitement et d'utilisation d'informations. Au sein de l'équipe Mnemosyne de INRIA et sous la responsabilité de son directeur et chercheur Frédéric Alexandre, je me suis intéressée au cerveau et ses composants lors de processus d'acquisition et de restitution de souvenirs, soit à la mémoire épisodique. (Van der Linden, 2003)

Définie comme mémoire des événements vécus personnellement dans un contexte spatio-temporel précis (Tulving, 1983), la mémoire épisodique est une sous-partie de la mémoire déclarative et est essentiellement « biographique ». En effet, elle permet de lier les souvenirs de la vie d'un individu au fur et à mesure afin de former son identité. Constituée d'informations propres à l'expérience individuelle, datées, localisées et parfois connotées émotionnellement, elle s'oppose à la mémoire sémantique, mémoire des faits et des concepts (Tulving, 1972; Tulving, 1995).

Présentant un substrat cérébral précis (structures temporelles internes, hippocampe et cortex frontal) (Insignini, 2008), ce système de mémoire se caractérise par des processus d'encodage de l'information, de stockage et de récupération, indispensables à la formation, au maintien et à la récupération des représentations des informations perçues dans ce système (Ergis, 2008).

Structure incontournable dans l'étude de la mémoire épisodique, l'hippocampe est le point central des travaux présentés ci-dessous. En étroite relation avec le cortex, il est présent de manière symétrique dans chaque hémisphère. Trois fonctions principales caractérisent cette structure cérébrale : la navigation spatiale (O'Keefe, 1971), l'inhibition du comportement (Gray, 2000) et la mémoire, fonction que nous étudions.

L'implication de l'hippocampe dans la mémoire épisodique (Eichenbaum, 1993; Scoville, 1957; Squire, 2002) a été démontrée initialement par le cas de Henry Gustav Molaison (Scoville, 1957), puis grâce à d'autres patients présentant des lésions hippocampiques (observations de Scoville et Brenda Milner) (Draganski, 2006).

Centres d'intérêt de la communauté scientifique depuis longtemps, il fait l'objet de nombreuses études, dont certaines s'intéressent à ses capacités de mémoires associatives. Ainsi, différents

modèles ont été proposés mais tous semblent aujourd'hui insuffisants, car difficilement exploitables, et cela pour deux raisons principales.

Ces modèles sont d'une part connus pour avoir des capacités de stockage limitées et d'autre part, les processus de circulation et de traitement de l'information dans l'ensemble de l'hippocampe sont pour certains encore mal connus.

Dans le cadre des sciences cognitives, l'étude de l'hippocampe est un enjeu crucial car elle intervient aussi dans l'étude de la mémoire, processus cognitif incontournable chez l'être humain. Or au niveau cérébral, aucune structure ne fonctionne indépendamment des autres. Une synergie globale est nécessaire au bon fonctionnement de l'ensemble des processus cognitifs. Par exemple, plusieurs auteurs suggèrent que les fonctions exécutives, intervenant dans le control fronto-executif, sont aussi acteurs au moment de la récupération de souvenirs. (Isingrini, 2008; Taillad, 2013). Ainsi une meilleure compréhension du fonctionnement de l'hippocampe, induirait une meilleure compréhension des processus cognitifs et de l'interaction des structures cérébrales.

C'est là qu'intervient la modélisation informatique. A partir des avancées médicales, des neurosciences cognitives, de données biologiques et de conclusions tirées des expérimentations, l'informatique propose des modèles artificiels bio-inspirés. Ces derniers permettent ainsi d'une part de représenter artificiellement des structures cérébrales et leurs fonctionnements standards ou pathologiques, et d'autre part, d'explorer des axes de réflexion de manière écologique et illimitée, sans mettre de personnes en danger et sans se heurter aux limites humaines et sociales.

Dans un premier temps, nous présenterons l'hippocampe, ses fonctions mnésiques – encodage, stockage et récupération – et ses sous-structures.

Puis dans un second temps, nous aborderons le conditionnement pavlovien et son apport dans ce champ d'étude.

Enfin dans un troisième temps, nous présenterons le modèle artificiel développé ainsi que les résultats de son évaluation.

## I. Etat de l'art et Problématique : L'Hippocampe, fonctions et structures

### A. Hippocampe : Fonctions de mémoire

#### 1. Encodage

Première étape du processus de mémorisation, l'encodage est un processus de traitement d'informations dont le rôle est de traiter les caractéristiques des événements (au niveau sensori-moteur et émotionnel) et de les transformer en représentation ou trace mnésique. Cette dernière sur le plan biologique, correspond à une nouvelle configuration d'activation neuronale.

C'est notamment lors de la phase d'encodage, que les individus peuvent mettre en place des stratégies d'acquisition de souvenirs telles l'organisation d'information ou encore les moyens mnémotechniques.

Il existe deux types d'encodage : le « superficiel » et le « profond ». Le premier, fait référence à l'apprentissage par cœur, à savoir la reproduction exacte de l'information de départ. Le second, plus complexe, consiste à chercher des associations avec des informations déjà stockées afin de faire mettre en relation les éléments communs et distinguer ceux qui sont différents.

#### 2. Stockage et consolidation

Survenant après l'encodage, le stockage est un processus qui permet le maintien des informations encodées dans les structures cérébrales adéquates. Il se traduit biologiquement par des changements de l'activité cérébrale et il impacte le niveau cellulaire (signal de transduction entre neurones et modification de la plasticité cérébrale) et systémique (formation et maintien de circuit mnésique). (McGaugh, 2000). Cette seconde étape fait intervenir la consolidation. Phénomène responsable du renforcement des souvenirs, ce processus permet via une répétition automatique inconsciente des informations, d'ancrer suffisamment ces dernières pour qu'elles soient retenues pendant longtemps. Actif surtout lors du sommeil, la consolidation participe à la restructuration des souvenirs en mémoire à long terme. (Inostroza, 2013)

#### 3. Récupération

Une fois des informations stockées, c'est le processus dit de récupération, actif, contrôlé et nécessitant des ressources, qui permet de les ramener à la conscience. Ce processus, connu aussi sous le nom de « rappel » se définit comme l'accès, la sélection, et la réactivation ou reconstruction de représentations internes stockées à partir d'indices (Buchanan, 2007; Tulving, 1976).

La récupération est considérée optimisée, selon le « principe de spécificité de l'encodage » (Plancher, 2013) lorsque la trace mnésique intègre à la fois le contenu de l'épisode mais aussi le contexte de celui-ci. Ce dernier pourra ainsi faciliter l'accès à la représentation par la suite.

Autre élément facilitateur de la récupération : la répétition. En effet, plus un souvenir est rappelé (ramené à la conscience), plus sa trace mnésique est renforcée. De ce fait, il est conservé plus longtemps.

## B. Fonctionnement de l'Hippocampe

### 1. Encodage

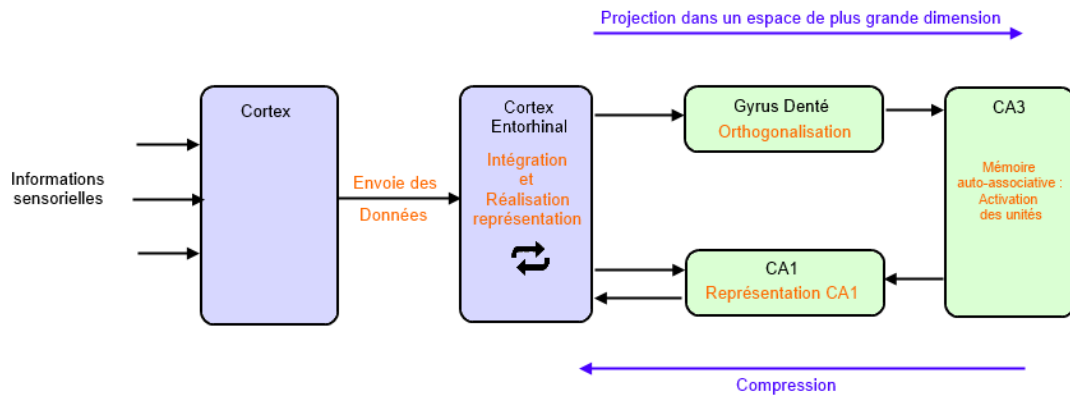


Figure 1: Gestion des données dans la boucle tri-synaptique

Le cortex entorhinal (Entorhinal Cortex, EC) est la porte d'entrée de l'hippocampe où transitent toutes les informations à traiter. Le schéma général pour l'encodage de nouveaux souvenirs dans l'hippocampe, tel que représenté dans la figure 1, commence par le cortex. Ce dernier lorsqu'il reçoit des informations – entrées sensorielles – envoie une représentation condensée de son activation au cortex entorhinal qui, à son tour, communique simultanément les signaux au Gyrus Denté (Dentate Gyrus, DG) et à CA1.

CA3 est une structure de réseau récurrent dont le principe d'association distribuée est capturé par le modèle de mémoire associative. Or ce type de mémoire nécessite des entrées clairessemées et aussi différentes (orthogonales) que possible pour éviter des recouvrements ou des effets de saturations.

Ce processus d'orthogonalisation est réalisé à l'entrée de l'hippocampe par le Gyrus Denté : il s'agit de la projection des entrées (ici en l'occurrence les représentations EC) dans un espace de plus grande dimension avec un codage éparé qui permet d'obtenir des entrées clairessemées. Cela semble se justifier par le fait que les mémoires associatives apprennent certes vite, mais saturent très vite aussi. Orthogonaliser les entrées, permet de les différencier encore plus et ainsi de minimiser le risque de confusion et de saturation lors de l'apprentissage.

Le chemin EC-DG-CA3 est ainsi appelé feedforward pathway et est considéré crucial lors dans la représentation, de l'apprentissage et de l'encodage de l'information (Cohen, 1996).

Une fois l'activation des unités faite au niveau de CA3, elle se propage rapidement vers CA1. Or à ce niveau-là, l'information est dans un format différent de celui que peut traiter le cortex entorhinal. En effet, à ce stade, les représentations de CA3 et de l'EC sont différentes. Les chercheurs estiment que pour cela, CA1 permet, en réalité, de réaliser une représentation réversible de la représentation de l'EC : en utilisant l'état des neurones de la mémoire associative de CA3 et la représentation originale de ces mêmes signaux envoyée par l'EC, la structure CA1 va « désorthogonaliser » (re-compresser) les données afin de fournir une représentation « compréhensible » par l'EC.

Le mécanisme de la région CA1 est ainsi essentiel pour le processus de rappel d'informations.

Les deux représentations des informations de l'EC dans CA1 et CA3, bien que différentes, sont liées ensemble par un apprentissage interconnecté. Cette boucle unidirectionnelle porte le nom de circuit tri-synaptique.

## 2. Rappel

Le mécanisme de rappel d'un souvenir utilise le même circuit. A partir d'une amorce (un indice sensoriel), un processus s'enclenche.

L'amorce transmise du cortex à l'EC fait l'objet d'une représentation de ce dernier qu'il transmet ensuite au DG. Ce dernier, comme pour un apprentissage, transmet l'information au CA3.

A ce niveau-là, l'apprentissage préalable grâce au feedforward pathway et les connexions récurrentes de CA3 permettent de retrouver l'information encodée la plus proche et ainsi de compléter l'amorce. C'est ainsi que l'hippocampe pourra fournir la représentation originale complète. Cette dernière ensuite active la représentation de CA1 correspondante grâce à des connexions facilitées. CA1 sera alors capable de recréer la représentation originale complète de l'EC.

## C. Conditionnement

Le conditionnement, concept originellement décrit par Ivan Pavlov au début du XXème siècle, se penche sur l'apprentissage résultant d'une association entre des stimuli environnementaux et les réactions de l'organisme.

Le concept repose sur l'idée que si un stimulus neutre (qui a priori ne déclenche aucune réaction) est associé systématiquement à un stimulus inconditionnel (US, qu'il soit positif ou négatif), alors le premier devient prédicteur du second et est appelé stimulus conditionnel(CS).

Ainsi Pavlov observa (et mis au point sa fameuse expérience à la suite) que le canin qui était régulièrement nourri dans un laboratoire, se mettait à saliver à chaque fois qu'il revenait dans ce lieu avant même d'être nourri.

Dans cet exemple, le stimulus conditionnel est le contexte (i.e. le laboratoire) et le stimulus inconditionnel, positif dans ce cas, est le fait de se nourrir. Quant à la réaction du chien, le fait de saliver, face au contexte, elle porte le nom de « réaction conditionnée ». Il s'agit donc de la conséquence du conditionnement.

Cette réaction diffère en fonction du conditionnement subi. Si le stimulus inconditionnel est négatif (e.g. un choc électrique), alors la réaction conditionnée sera la peur qui entraînera un désir d'éviter l'événement aversif. Ce sont ces mécanismes d'encodage d'épisodes marquant de la vie d'un individu que nous allons explorer dans nos travaux.

En nous intéressant au conditionnement répondant qui correspond à l'identification puis la détection de stimuli inconditionnels en relation avec les événements appétitifs ou aversifs, les chercheurs ont réalisé plusieurs modèles informatiques (Knoblauch, 2010 : Sacramento, 2011) simulant le fonctionnement hippocampique lors de l'encodage, du stockage puis de la récupération de ces mêmes événements. Nous allons ainsi aborder l'approche traditionnelle dans ce domaine de modélisation, ainsi que ses limites.

#### D. Modélisation informatique : existants et limites

L'approche traditionnelle pour la modélisation de l'hippocampe utilisée comme point de départ pour ces travaux allie une mémoire associative de type Steinbuch pour la structure CA3 et un perceptron pour la structure CA1 (Beati, 2013).

Une mémoire associative a pour avantage d'être une mémoire adressable par son contenu et non par une adresse. De ce fait, si une partie du modèle est altérée, il reste possible de retrouver une partie des informations malgré tout, contrairement à une mémoire conventionnelle où si le lieu de stockage est altéré, alors les informations stockées à cet endroit-là sont perdues. Par ailleurs, alors que les systèmes conventionnels nécessitent d'avoir une adresse valide afin d'accéder à l'information, la mémoire associative, accepte toutes les informations en entrée qu'elles soient exactes ou bruitées et permet dans les deux cas de retrouver l'information stockée d'origine. En effet, le processus de récupération sollicitant l'ensemble des données stockées, cela apporte la certitude de retrouver, à chaque fois, à partir d'indices les données stockées d'origines ou celles qui s'en rapprochent le plus (Gorojosky, 2013).

Il existe deux types de mémoires associatives : auto-associatives et hétéro-associatives. Les premières sont souvent des réseaux de neurones récurrents à une couche dans lesquels tous les neurones sont reliés entre eux (e.g. Hopfield). De ce fait, les réseaux présentent le même nombre de neurones en entrée et en sortie.



Le second type permet d'associer deux informations de natures différentes. Le réseau est alors composé de deux couches de neurones de taille distincte, totalement interconnectées.

Le modèle de Steinbuch est une mémoire associative à 2 couches de neurones qui peuvent être de taille distincte (en mode hétéro-associatif, entrée  $\neq$  sorties) ou de la même taille (en mode auto-associatif, entrée = sortie). Dans ce modèle, les processus de stockage et de rappel ne sont pas itératifs. Ils se réalisent en une seule étape de calcul, et sont donc très rapides.

Un perceptron est un réseau de neurone qui utilise la règle de Hebb afin d'apprendre. Appartenant à la catégorie de l'apprentissage supervisé, le perceptron nécessite un contrôle de son résultat afin qu'il puisse s'ajuster en fonction de son erreur.

Utilisé pour résoudre des problèmes simples, le perceptron est le modèle intuitivement utilisé pour CA1, car il répond au besoin fonctionnel de cette structure : en effet cette dernière, en utilisant l'entrée et la sortie, doit ajuster son apprentissage afin de pouvoir par la suite traduire les entrées futures dans le format adéquat.

Les limites de ce réseau de neurones résident dans plusieurs faits : tout d'abord, un perceptron n'apprend pas toujours parfaitement, il est donc parfois nécessaire de mettre en place un seuil d'apprentissage qui permet de déterminer le moment à partir duquel l'apprentissage est considéré fait. D'autre part, le perceptron nécessite plusieurs cycles afin d'ajuster son apprentissage. Cela s'oppose, théoriquement, ainsi à l'idée de l'apprentissage en une seule fois.

Enfin, l'apprentissage du perceptron dépend aussi d'un taux d'apprentissage : si ce dernier est trop haut, le réseau devient instable, et s'il est trop bas, alors le réseau n'apprend pas correctement. La nécessité de devoir fixer ces variables lors des expérimentations peut représenter des limites du modèle utilisant le perceptron puisque biologiquement il ne semble pas exister d'équivalents.

Ces limites expliquent, entre autres, les raisons qui ont poussé à modéliser CA1 sous d'autres formes. Ainsi, le but du modèle proposé est donc de déterminer si la modélisation des régions CA3 et CA1 de l'hippocampe par des matrices auto- et hétéro-associatives, est plus adéquate, en terme de performance et de concordance biologique, que l'utilisation d'une matrice auto-associative pour CA3 et d'un perceptron pour CA1 (gestion traditionnelle).

## II. Le Modèle d'Hippocampe artificiel

Le modèle, bio-inspiré, se compose de 4 modules distincts (Figure 2) : le cortex entorhinal, le Gyrus denté, CA3, CA1. Les stimuli sensoriels conditionnels et inconditionnels sont respectivement modélisés par des vecteurs binaires de taille  $n$  et  $m$ .

### A. Scénario global et rôle du module Cortex Entorhinal (ou Entorhinal Cortex =EC)

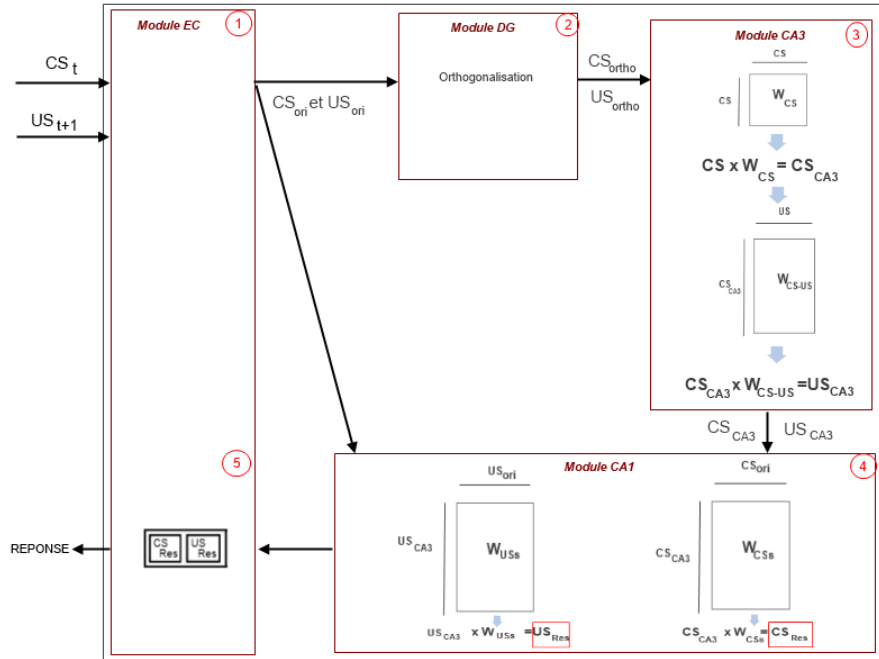


Figure 2: Schéma global du modèle avec l'ordre des étapes

Le but du modèle est d'apprendre à prédire les événements aversifs ou appétitifs. Pour cela, il doit apprendre à reconnaître les stimuli conditionnels (CS) prédictors de stimuli inconditionnels (US).

Lorsque le modèle reçoit un stimulus conditionnel, il l'analyse afin de déterminer en premier lieu s'il le connaît, et si oui de quel événement est-il prédictif.

Ainsi le modèle adopte une démarche en deux étapes : d'abord il se remémore le plus proche pattern connu, puis la prédiction associée. Ce sont ces éléments que le modèle renvoie si le CS reçu initialement est « connu ».

Si le modèle ne reconnaît pas le stimulus conditionnel qu'il a reçu, soit parce qu'il est nouveau, soit parce qu'il n'est pas prédictor d'un US, il attend le stimulus suivant.

Si celui-ci est de type inconditionnel, alors le modèle en déduit que la situation est nouvelle : il va donc apprendre l'association du CS précédent et de l'US courant afin d'être capable de prédire la situation à l'avenir.

Si le stimulus suivant est de type conditionnel, le modèle en déduit alors que le CS reçu précédemment n'est pas important. Il l'ignore alors au profit du CS actuel et réitère sa phase d'analyse. Ainsi seuls les CS associés et annonceurs d'US sont appris par le modèle.

La démarche globale du modèle peut donc être résumée comme une succession de phases d'analyses (rappel) et d'apprentissages (stockage).

La figure 2 présente le modèle globale ainsi que les étapes de la transformation des CS et US reçus à l'instant  $t$  et  $t+1$ .

Le rôle de décideur de l'apprentissage ou non d'un CS est assumé par le module simulant le cortex entorhinal. Porte d'entrée du modèle, il est celui qui envoie le CS à l'instant  $t$ , qui le garde en mémoire et qui décide, selon le stimulus à  $t+1$  soit de réaliser un apprentissage soit de réaliser une analyse.

La figure 3 schématise ces deux possibilités de fonctionnement lorsque le CS à l'instant  $t$  n'est pas connu du modèle.

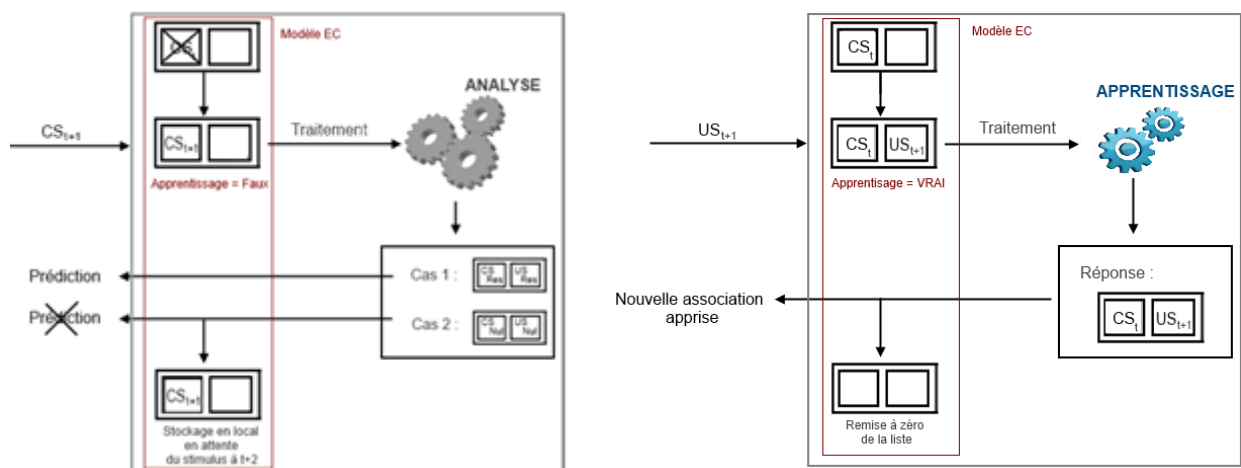


Figure 3: Fonctionnement du modèle à  $t+1$  si le stimulus est un CS (à gauche) ou un US (à droite)

## B. Le module Gyrus Denté (ou Dentate Gyrus = DG)

Le module du Gyrus Denté, a pour rôle l'expansion des vecteurs qu'il reçoit. En d'autres termes, le rôle de ce module est de projeter les vecteurs reçus dans un espace de plus grande dimension. Cela permet, d'une part, d'augmenter la taille des vecteurs, et d'autre part, de mieux les distinguer. En effet, si deux vecteurs presque identiques subissent la procédure d'orthogonalisation, le pourcentage de similarité diminue. Le but est donc d'avoir le moins d'éléments en commun entre deux vecteurs. Cette transformation est appliquée aux CS mais aux US aussi. De ce fait, les « confusions » au sein de l'hippocampe sont limitées et la capacité de la mémoire n'en est que plus importante.

Ainsi, le modèle DG applique la transformation suivante à chaque vecteur reçu (McNaughton, 1990) :

$$\forall i \in \llbracket 1, n-1 \rrbracket, \forall j \in \llbracket i+1, n \rrbracket,$$

$$y_{(\sum_{k=1}^{i-1} n-k)+n-(j-1)} = \begin{cases} 1 & \text{si } x_i = x_j = 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Il transforme ainsi un vecteur de taille  $n$  en vecteur de taille  $\frac{n*(n-1)}{2}$ .

### C. Le module CA3

A la sortie du module gyrus denté, l'association ou liste de vecteurs comporte donc deux vecteurs orthogonalisés de plus grande taille, mais surtout de différentes tailles.

CA3 est le lieu de stockage des associations qui représentent des épisodes : c'est à ce niveau là que se fait l'apprentissage, mais aussi le rappel de souvenir. Ainsi, cette structure doit stocker d'une part, les stimuli significatifs (les CS annonceurs d'un US), mais aussi, d'autre part, les associations CS-US. Pour cela le modèle CA3 a nécessité l'implémentation de 2 mémoires associatives de type STEINBUCH (Sacramento, 2011).

La première mémoire associative est de type auto-associatif, stockant des couples de vecteurs entrées-sorties identiques de la même taille et dédiée aux CS. Elle sera implémentée par un réseau de neurones composé de 2 couches dotées chacune d'un même nombre d'unités  $n$  interconnectées entre elles.

Pour représenter les capacités d'apprentissage du réseau de neurones, une matrice de poids binaire est utilisée : notée  $W_{CS}$ , elle sera de taille  $(n, n)$ .

La seconde mémoire associative est de type hétéro-associatif, stockant des couples de vecteurs de tailles différentes représentant des informations différentes et dédiée aux associations CS-US (entrée = CS, sortie = US). Elle sera aussi implémentée par un réseau de neurones composé d'une couche d'entrée de taille  $n$  et d'une couche de sortie de taille  $m$ . La matrice de poids binaires  $W_{CS-US}$  sera de taille  $(n, m)$ .

#### **Pour l'apprentissage :**

A chaque fois qu'une association de vecteurs est présentée pour être stockée, ces matrices, initialement nulles, verront leurs poids modifiés selon un apprentissage de type HEBBIEN. C'est donc une activité pré synaptique et une activité postsynaptique simultanées qui renforcent la connexion.

En d'autres termes, si l'unité de la couche d'entrée (appartenant au CS)  $x_i=1$  et l'unité de la couche de sortie (appartenant à l'US)  $x_j=1$  alors  $(W_{CS})_{ij}$  ou  $(W_{CS-US})_{ij}$  passe à 1.

#### **Pour le rappel :**

Le rappel est un processus qui est tout le temps actif dans le modèle CA3 et cela pour les deux réseaux de neurones. En effet, si l'apprentissage n'est actif que lorsque le module EC le décide, le processus de rappel n'est soumis à aucune condition. Il s'exécute ainsi à chaque fois que le modèle analyse ou apprend une association. Dans ce dernier cas, le rappel survient après l'apprentissage pour chaque matrice (Figure 2, étape 3).

Ce processus permet ainsi de se rappeler en premier lieu de la situation antérieure ( $CS_{CA3}$ ) puis de sa conséquence en second lieu ( $US_{CA3}$ ) et ainsi réaliser la prédiction adéquate.

Au niveau mathématique, le rappel nécessite de calculer en premier lieu un seuil noté  $\theta$  : ce dernier est important afin d'éviter les erreurs car c'est lui qui permettra de normaliser les valeurs et d'obtenir ainsi une sortie binaire. Le seuil idéal correspond à la somme des unités d'un vecteur d'entrée (Sacramento, 2011) :

$$\theta = \sum_i x_i$$

Pour chaque unité en sortie, une somme  $s_i$  sera calculée de la manière suivante :

$$s_i = \sum_{j=1}^{n \text{ ou } m} W_{i,j} \cdot x_j$$

Enfin, l'utilisation de la fonction Heaviside, permet d'obtenir des valeurs binaires pour le vecteur de sortie en utilisant le seuil déterminé ci-dessus:

$$y_i = Heaviside(s_i - \theta)$$

C'est donc grâce à ces deux réseaux de neurones et aux fonctions associées que le module CA3, sera capable d'apprendre des cas particuliers de stimulus et de se les remémorer.

A la fin de son traitement, le modèle CA3 émet en sortie une nouvelle association de vecteur :  $CS_{CA3}$  et  $US_{CA3}$  (Figure 2, étape 3).

#### D. Le module CA1

La problématique principale lors de l'étude de l'hippocampe est la méconnaissance de l'interaction entre CA1 et le cortex entorhinal. Dans ce modèle, nous avons proposé un module qui semble répondre aux fonctions estimées de CA1, à savoir être un intermédiaire entre les modules CA3 et EC.

Le rôle du module CA1 est donc de traduire les vecteurs en sorties de CA3 dans un format que le module EC peut comprendre. En effet, le couple de vecteurs à la sortie de CA3 correspond bien au CS de la situation antérieure et à la prédiction associée, cependant, leur format est

inadéquat pour le module EC. Ces vecteurs ont donc besoin d'une transformation rapide qui permet de changer leur format.

Pour réaliser sa tâche de conversion, le module CA1 reçoit d'une part le CS d'origine ( $CS_{ori}$ ) avec l'US associé ( $US_{ori}$ ) envoyé par le module EC au début du traitement et d'autre part, le  $CS_{CA3}$  et  $US_{CA3}$  envoyé par le module CA3.

L'approche traditionnelle à ce niveau est de considérer que CA1 peut être modélisé par un perceptron : en effet, comme nous disposons des entrées et des sorties souhaitées, il suffit de lui apprendre à faire concorder les deux. Il s'agit donc d'un apprentissage supervisé. Cependant, même s'il s'agit d'un perceptron simple (non multicouche), il reste néanmoins nécessaire de l'entraîner plusieurs fois. Afin de rester en concordance avec l'idée du « *one-shot Learning* » (apprentissage en une fois), deux mémoires associatives de type STEINBUCH ont été implémentées au sein du module CA1. Elles correspondent toutes les deux à 2 réseaux neuronaux dont les connexions synaptiques sont représentées par des matrices hétéro-associatives :  $W_{CS}$  dédié aux CS de taille  $(p, n)$  et  $W_{US}$  aux US de taille  $(q, m)$ ,  $n, m, p$  et  $q$  étant respectivement les tailles des vecteurs  $CS_{ori}$ ,  $US_{ori}$ ,  $CS_{CA3}$ ,  $US_{CA3}$ .

#### **Pour l'apprentissage :**

CA1 réalise donc deux apprentissages indépendants : le premier impliquant les deux représentations du CS ( $CS_{ori}$  et  $CS_{CA3}$ ) et le second les deux représentations de l'US ( $US_{ori}$  et  $US_{CA3}$ ).

#### **Pour le rappel :**

Tout comme pour CA3, dans ce module aussi, le rappel est un processus tout le temps actif pour les 2 réseaux de neurones. Il s'agit de deux événements indépendants contrairement au module CA3. Ne s'impactant pas l'un l'autre, ils peuvent avoir lieu simultanément ou l'un à la suite de l'autre.

Le processus de conversion se faisant en une seule fois sans solliciter de boucle permet de respecter l'idée d'un apprentissage en une seule fois et utilise le même processus et formule mathématique que pour CA3.

De ce fait, et grâce à cela, la rapidité de conversion est conservée. Ainsi, en sortie, le module CA1 fournit une association « CS le plus proche connu stocké et la prédiction US associée ».

### III. Evaluation du modèle

#### A. Choix des paramètres

Le modèle prend en compte plusieurs paramètres : le nombre des vecteurs appris que l'on fait varier, la taille des vecteurs et le pourcentage d'unités actives.

La taille des vecteurs CS et US qui ont été initialisées à 64 bits ( $64 = 2^6$ , choix informatique) pour les CS et 16 bits pour les US. Ces derniers sont des informations simples d'où la simplicité de ce type de vecteur.

Le pourcentage d'unités actives par vecteur généré aléatoirement a été établi après des analyses visant à déterminer le nombre optimal d'unités actives par type de vecteur afin d'avoir une bonne performance au niveau des matrices de CA3 et CA1. (Knoblauch, 2010)

Pour un CS de 64 bits, 5 unités seront actives (sachant que le bon fonctionnement du modèle de Steinbuch permet un maximum de  $k = \log_2(n)$ , où  $n$  est la taille des vecteurs d'entrées/sorties). Pour les US de 16 bits, 2 unités seront actives. Si les vecteurs comportent plus d'unités actives que ce qui est recommandé, les matrices auront de mauvaises performances (saturation rapide, erreur de prédiction et de rappel). Dans le cas contraire, les performances sont supposées être meilleures. Ainsi nous avons déterminé le nombre d'unités actives à avoir par vecteur (avant et après orthogonalisation) afin de respecter ces règles et d'avoir les meilleures performances théoriques possibles.

L'évaluation du modèle a nécessité l'implémentation d'une seconde version de CA1 sous la forme de deux perceptrons ayant les mêmes fonctions que les mémoires hétéro-associatives, à savoir, la conversion des CS et des US d'un format orthogonalisé à condensé.

Les paramètres des perceptrons sont les suivants :

- Un taux d'apprentissage de 0,01, choisi suite à des tests d'ajustement pour obtenir apprentissage performant
- Un seuil d'activation des neurones de 0,5

#### B. Outils d'évaluation et scénario de test

##### 1. Distance de Hamming

La distance de Hamming, notion mathématique couramment utilisée en informatique, permet de quantifier la distance entre deux vecteurs  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  et  $y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ , de même longueur. Elle est égale au nombre d'unités qui diffèrent entre les deux vecteurs. Pour les vecteurs binaires, elle peut être définie de la façon suivante :

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$$

Dans le cadre de nos travaux, évaluer la performance du modèle revient à évaluer sa capacité à fournir une sortie la plus proche possible du souvenir d'origine stocké.

Ainsi, un ensemble de fonctions de contrôle a été mis en place afin de calculer sur chaque corpus de vecteurs appris, la distance de Hamming moyenne en sortie.

## 2. Densité de chargement et pourcentage de saturation

Le pourcentage d'unités actives dans une matrice est une fonction monotone du nombre de vecteurs stockés. Appelé densité de chargement, elle se mesure de la manière suivante :

$$p_1 = 1 - \left(1 - \frac{kl}{mn}\right)^M$$

Avec  $k$  et  $l$  qui sont respectivement le nombre d'unités actives des vecteurs d'entrées et de sorties,  $n$  et  $m$  représentent les tailles des vecteurs d'entrées et de sorties et  $M$  désigne le nombre de pattern ou vecteurs appris.

Théoriquement, le nombre maximal de patterns que le modèle de Steinbuch peut parfaitement stocker est déterminé de la manière suivante :

$$M = \left(\frac{n}{\log_2(n)}\right)^2$$

D'après (Knoblauch, 2010), ces valeurs, bien que théoriques, permettent de déterminer les seuils de densité à observer. Ainsi pour une mémoire associative, il est important que  $p_1$  reste en dessous de 0,5 car c'est le seuil au-delà duquel la mémoire commence à saturer et donc à induire des erreurs lors du rappel.

Parallèlement à cette mesure, un pourcentage de saturation a aussi été calculé concrètement pour chaque matrice afin d'évaluer la concordance entre les erreurs de prédiction et l'état d'activation (nombre d'unités actives) :

$$\%s = q/(m * n)$$

Avec  $q$ , le nombre d'unités actives totale de la matrice, et  $m$  et  $n$  les dimensions de la matrice donnée qui correspondent aussi à la taille des vecteurs d'entrées et de sorties.

## 3. Scénario de test

Afin d'évaluer la capacité de stockage et la performance de restitution, le modèle a d'abord dû apprendre un corpus de vecteurs CS-US générés aléatoirement (taille variable). Suite à cela, plusieurs phases de rappel ont été réalisées. En premier lieu les mêmes CS (intacts) que ceux appris ont été utilisés pour le rappel et en second lieu, les mêmes CS appris mais bruités à 20%, puis à 40%.



Un vecteur bruité est un vecteur dont 20% ou 40% de ses unités actives (celles à 1) ont été remplacées par des 0. Des tests préliminaires, ont mis en évidence que les mémoires associatives (dans les conditions décrites précédemment) étaient capables de se rappeler les vecteurs d'origines appris à partir de vecteur bruités (1 remplacé par 0) à hauteur de 40%. Au-delà, de ce pourcentage, le vecteur aboutissait à un rappel faussé (le vecteur en sortie était totalement différent de celui appris).

D'autre part, si l'altération inverse se produit – à savoir un 0 remplacé par un 1 – alors, le vecteur était considéré comme nouveau et donc appris. Ainsi l'étude présentée n'a porté que sur des vecteurs bruités dotés de 0 remplaçant les 1.

## C. Résultats

### 1. Utilisation de vecteurs similaires à ceux stockés pour le rappel

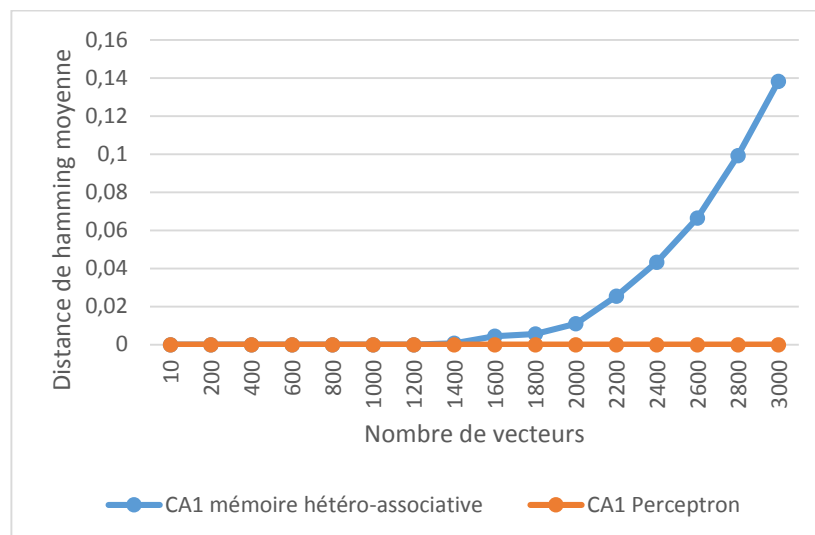


Figure 4: Distance de Hamming moyenne mesurée sur les CS rappelés en utilisant, en rappel, des vecteurs similaires à ceux stockés

CA1 a été modélisé sous la forme d'une mémoire hétéro associative et sous la forme d'un perceptron. Les résultats présentés figure 4 montrent l'évolution de la distance de Hamming moyenne mesurée entre les CS stockés et les CS rappelés (en sortie du modèle).

Les résultats ici ne concernent que les CS, car il n'y a pas eu de différences significatives au niveau des US. En effet, les deux modèles ont présenté un taux de réussite de prédiction de 100% (soit une distance de Hamming nulle pour les US) pour l'ensemble des corpus de vecteurs.

La figure 4, représentant la distance de Hamming moyenne mesurée pour les CS, semble montrer que le modèle comportant CA1 en Perceptron présente de meilleures performances que le modèle avec CA1 en mémoire hétéro-associatives.

Parallèlement à cela, une distance de Hamming a été mesurée entre les entrées et les sorties de CA3.

Le but étant de voir, si lors de l'apprentissage des différents corpus, les matrices de CA3 saturaient et aboutissaient à un mauvais rappel. Si la distance de Hamming était non nulle, alors cela impliquerait que le module CA3 comporte des erreurs aboutissant à une mauvaise prédiction. Cette mesure a été réalisée sur les deux modèles comportant d'une part CA1 en perceptron et d'autre part CA1 en mémoire hétéro-associative. Les deux modèles ont présenté une distance de Hamming nulle au niveau de CA3 quelle que soit la taille du corpus appris. Ainsi la différence de performance, par déduction provient des modules CA1 de chaque modèle, seul élément différent entre les deux modèles.

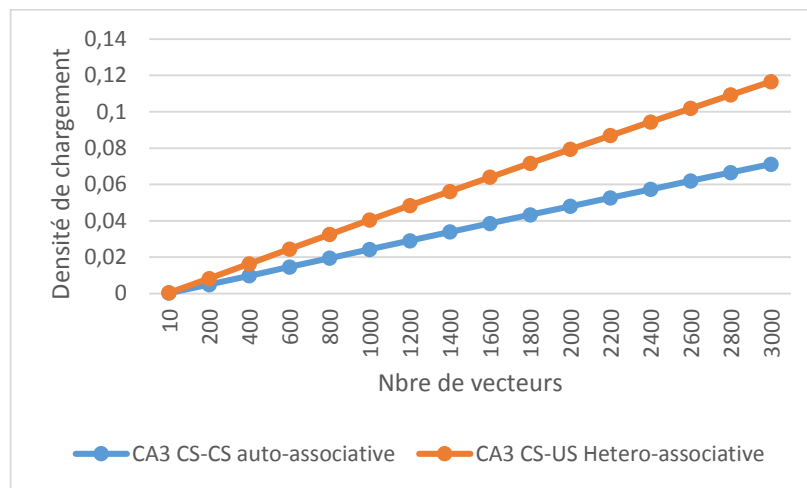


Figure 5 Evolution de la densité de chargement des matrices au niveau de CA3

Ce résultat a ensuite été confirmé par la mesure de la densité de chargement des matrices de CA3, présenté en figure 5. En effet, cette dernière reste très inférieure à 0,5 le seuil théorique au-delà duquel la matrice produit des erreurs. Ainsi potentiellement, le module CA3 peut apprendre et restituer un nombre bien plus important de vecteurs que celui à partir duquel nous avons des erreurs.

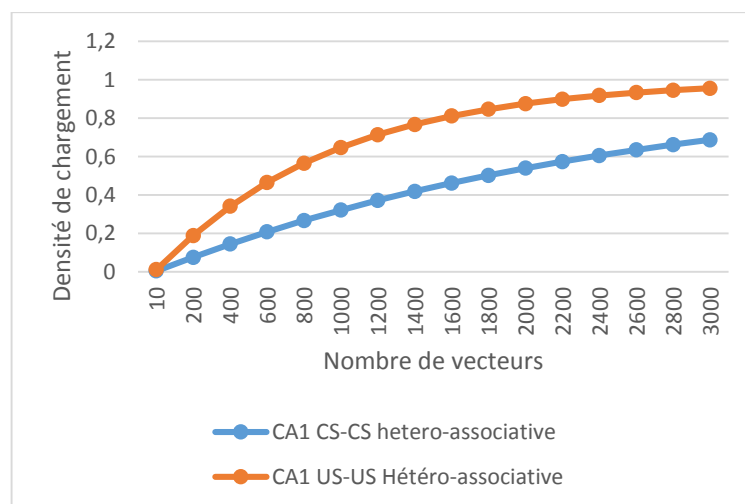


Figure 6 Modèle avec CA1 en mémoire hétéro-associative : Evolution densité de chargement au niveau de CA1

Quant aux matrices de CA1, la densité de chargement, présentées figure 6, dépasse ce seuil théorique pour les CS au-delà de 1400 vecteurs et pour les US dès 600 vecteurs.

Ainsi les erreurs de rappel du modèle avec CA1 en hétéro-associatif, semble provenir de la saturation de la matrice hétéro associative dédiée aux CSCSUS qui intervient dès 1400 vecteurs. Ce résultat ne s'est pas confirmé pour les US à cause du nombre d'unités actives de ces vecteurs. En effet, un vecteur US avant orthogonalisation a une taille de 16 bits dont 2 unités actives et après orthogonalisation, une taille de 120 bits dont une unité active. D'autres tests réalisés avec des US avant orthogonalisation à 4 unités actives (seuil d'efficacité optimal), soit 6 unités actives après orthogonalisation, ont abouti à des erreurs de prédictions du modèle et cela dès 100 vecteurs. Ainsi le faible pourcentage d'unités actives au niveau des US semble impacter la performance des matrices.

## 2. Utilisation de vecteurs bruités pour le rappel

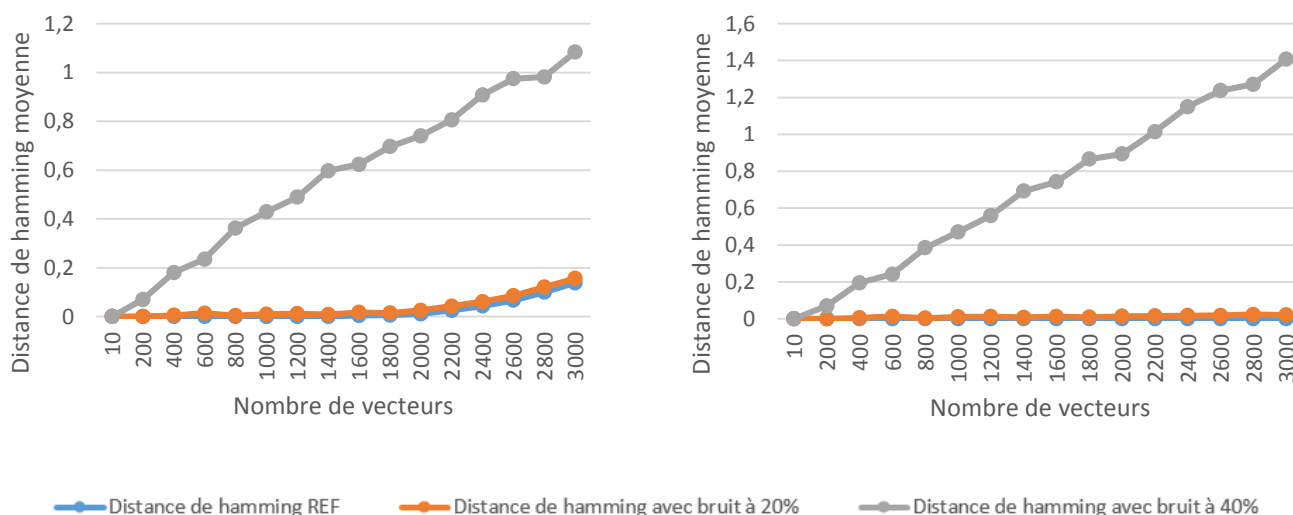


Figure 7 Distance de Hamming moyenne mesurée sur les CS rappelés en utilisant des vecteurs bruités à 20 % et à 40% pour le rappel avec le modèle doté de CA1 en mémoire hétéro-associative (à gauche) et CA1 en perceptron (à droite)

La figure 7 présente la distance moyenne mesurée sur les CS, suite à des phases de rappel utilisant des vecteurs bruités à 20% et à 40%.

Rappelons que les vecteurs CS d'origine de tailles 64 ont 5 unités actives. Ainsi un bruit à 20% représente 1 unité active de moins et à 40% deux unités actives de moins.

Si l'on compare à la distance de Hamming moyenne observée lors de la phase de rappel avec des vecteurs intacts, (Figure 7, en bleu) on constate que les deux modèles, pour un bruit de 20% présente des performances « égales » dans la mesure où ils permettent d'avoir des résultats similaires à ceux de la phase de référence (comme si le bruit n'avait pas été présent).

Pour un bruit de 40%, soit des vecteurs CS de rappel avec seulement 3 unités actives, la distance de Hamming est plus marquée et cela dès les premiers corpus de tests (200 vecteurs). Les deux

modèles présentent un même comportement avec cependant des distances de Hamming plus marquées pour le modèle doté de CA1 en perceptron. En effet, ce dernier atteint rapidement dès les 2200 vecteurs 1 bit de différence en moyenne alors que pour l'autre modèle il faut attendre plus de 2800 vecteurs.

Avec un même comportement, soulignons quand même que ces deux modèles permettent de restituer des CS différents de ceux d'origine à hauteur de 1,5% soit 1 unité sur 64.

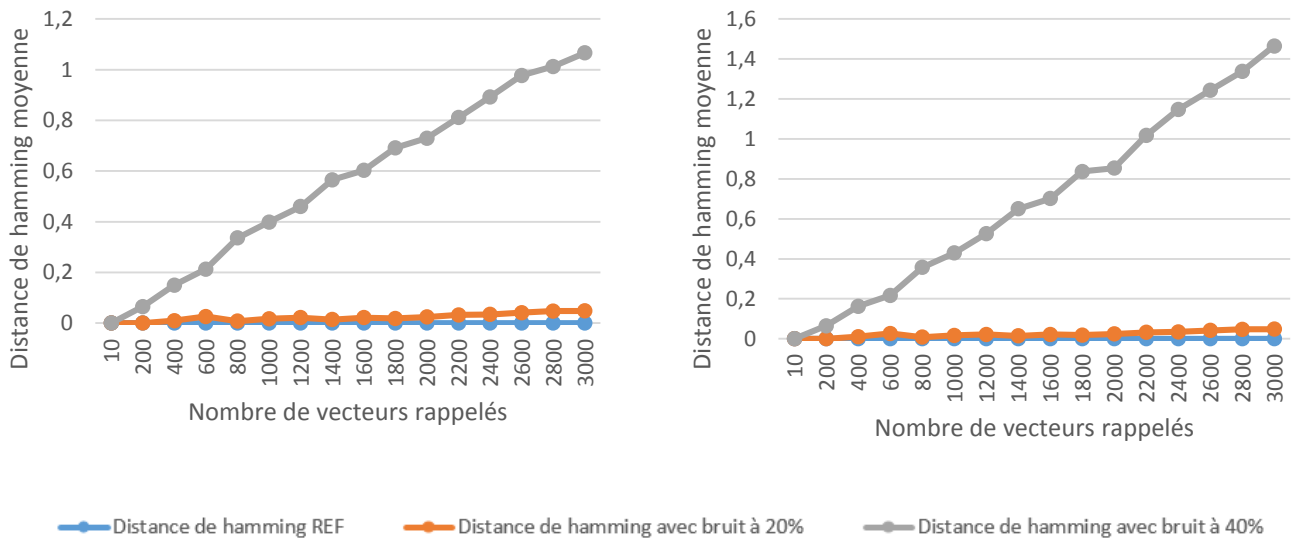


Figure 8 Distance de Hamming moyenne mesurée sur les US prédits en utilisant des vecteurs bruités à 20 % et à 40% pour le rappel avec le modèle doté de CA1 en mémoire hétéro-associative (à gauche) et CA1 en perceptron (à droite)

La figure 8 présente les distances de Hamming moyenne mesurées sur les US suite à des rappels avec des vecteurs CS bruités à 20% et à 40%.

Par rapport à la distance de référence, nulle pour les deux modèles, les US obtenus suite à un bruit de 20%, sont légèrement différents. En effet, les US ne sont pas prédits exactement comme ceux initialement appris, cependant la différence reste inférieure à 0,2 bit (sur 16), soit 1,25% pour les deux modèles que CA1 soit en mémoire hétéro-associative ou en Perceptron.

Quant aux résultats de prédiction avec des CS bruités à 40%, on observe comme pour les résultats précédents, un même comportement. Un accroissement linéaire de la distance de Hamming est observé dans les deux modèles avec une différence de 1 bit (soit 6,25% de différence) atteinte dès 2200 vecteurs pour le modèle doté de CA1 en Perceptron. Le même pourcentage de différence dans l'autre modèle, figure 8 à gauche, n'est atteint qu'à partir de 2800 vecteurs.

Ces résultats semblent montrer que, bien que les deux modèles présentent un même comportement et des résultats similaires dans une certaine mesure, il semblerait que pour un rappel ou une prédiction avec des vecteurs bruités à plus de 20%, ce soit le modèle doté de

mémoires hétéro-associatives au niveau de CA1 qui soit le plus performant puisqu'il est celui qui fournit à la fois les CS et les US les plus proches de ceux appris à l'origine.

## IV. DISCUSSION

### A. Les points de décision stratégique:

Le développement du modèle a nécessité plusieurs lectures scientifiques et une mise à niveau dans le domaine des neurosciences. Il a néanmoins permis de mettre en évidence le rôle clé de structures hippocampiques dans la mémoire épisodique. Le cortex entorhinal, d'après le modèle semble jouer un rôle de décideur. Premier interlocuteur du cortex, il est celui qui décide de l'apprentissage ou non du stimulus reçu. Fonctionnant en synergie avec les autres modules, il semble ainsi être le donneur d'ordre. Le Gyrus Denté, intervient au niveau du pattern séparation : en orthogonalisant les vecteurs transmis par le cortex entorhinal, il permet de les distinguer le plus possible. Ainsi, si deux vecteurs présentent un pourcentage de similarité élevé au niveau du cortex entorhinal, une fois traités par le gyrus denté, ils seront non seulement de tailles plus élevées, mais aussi clairsemés et moins similaires.

Le gyrus denté est d'autant plus important qu'il permet de respecter la condition d'entrées clairsemées des mémoires associatives et de ce fait augmente le nombre théorique de patterns – vecteurs – que les mémoires peuvent stocker.

Par exemple : sans le Gyrus Denté, la mémoire auto-associative de CA3 ne pourrait stocker que :

$$M = \left( \frac{n}{\log_2(n)} \right)^2 = \left( \frac{64}{\log_2(64)} \right)^2 \approx 113$$

Alors que dans ce modèle et grâce à l'orthogonalisation, elle peut stocker :

$$M = \left( \frac{n}{\log_2(n)} \right)^2 = \left( \frac{2016}{\log_2(2016)} \right)^2 \approx 33738$$

2016 étant la taille d'un CS après orthogonalisation.

Ainsi le Gyrus Denté est un élément déterminant pour la capacité du modèle puisqu'il permet aux matrices de saturer moins vite et d'emmagasiner plus de patterns.

Le module suivant, CA3, est essentiel pour l'apprentissage (stockage et consolidation des souvenirs), le rappel, mais aussi pour son rôle de pattern complétion. En effet, l'une de ses fonctions principales et clés du modèle, est de permettre à partir d'indices (sous la forme de vecteurs bruités) de retrouver un souvenir stocké (vecteur d'origine) ou du moins un pattern le plus proche possible de celui stocké (vecteur doté d'une distance de Hamming faible avec le vecteur d'origine).

Enfin CA1, structure dont la fonction est encore à éclaircir complètement, semble jouer le rôle de traducteur permettant de faire dialoguer l'ensemble des modules.

Il permet à la fois à CA3 de remplir son rôle de rappel, mais aussi au cortex entorhinal de réaliser sa prise de décision. En effet, la qualité de la « traduction » de CA1 impacte directement le cortex entorhinal et ainsi la réponse de l'hippocampe dans sa prédiction.

#### B. Les résultats de l'expérience

Les tests et expériences menés ont mis en évidence la différence de performance selon le modèle utilisé pour CA1, selon le volume d'informations à stocker et aussi selon les vecteurs utilisés pour le rappel et la prédiction.

En effet, les résultats obtenus pour l'instant laissent supposer ce qui suit :

- Si le rappel implique des vecteurs « intacts » alors il est préférable d'utiliser un perceptron pour modéliser CA1 car à la fois son rappel et sa prédiction sont de haute qualité (distance de Hamming nulle)
- Si le rappel implique des vecteurs bruités, alors utiliser des mémoires hétéro-associatives pour CA1 permet d'obtenir en sortie du modèle des patterns plus proches de ceux d'origine que si un perceptron était utilisé.
- Si le modèle ne doit gérer qu'un corpus d'informations de faible taille (dans cette étude, inférieure à 1400 vecteurs), alors les deux modèles sont équivalents en termes de performances que ce soit pour un rappel nécessitant des CS intacts ou bruités.

Dans le cas où le critère du choix qui domine est la vitesse d'apprentissage, les mémoires associatives sont à privilégier. En effet, alors que CA1 en mémoire hétéro-associative apprend rapidement (en une fois), CA1 en perceptron nécessite pour chaque vecteur appris plusieurs cycles afin que les poids des connexions entre neurones s'ajustent correctement. Entre 1 à 501 cycles, le perceptron nécessite généralement plus de temps pour traiter les informations qu'une mémoire associative.

Dans le cadre de ces tests, les phases d'apprentissage et de rappel ont été séparées. Dans une mise en situation plus réelle, le modèle doit souvent gérer l'un puis l'autre. Il est donc important que le modèle puisse apprendre rapidement afin de pouvoir traiter les CS qui arrivent au bon moment et prédire un événement aversif ou appétitif au bon moment. Si l'apprentissage prend trop de temps, l'US peut survenir alors que l'hippocampe artificiel n'a pas eu le temps de le prédire.

Ces expériences ont aussi mis en évidence l'importance d'orthogonaliser les vecteurs pour rendre le codage plus clairsemé car ainsi le modèle est optimal pour l'apprentissage. En effet, les entrées clairsemées sont une condition sine-qua-none de la performance des matrices associatives. CA3, qui ne traite que les vecteurs clairsemés du gyrus denté, présente pour ses deux matrices auto et hétéro associatives de meilleures performances que les matrices de CA1.

En effet, ce module reçoit les vecteurs du Cortex entorhinal qui sont condensés et non orthogonalisés.

Ceci met en évidence un des axes de réflexion envisagés pour la suite des travaux.

### C. Limites et perspectives

Que ce soit concernant l'étude, ou le modèle, de nombreuses améliorations peuvent encore être apportées. En effet, pour l'instant, le modèle n'a pas été confronté à des experts de neurosciences afin de vérifier la plausibilité biologique du fonctionnement.

Par ailleurs, des axes de réflexion pour augmenter la performance du modèle sont encore en cours de discussion : il serait intéressant d'observer l'impact d'une augmentation de la taille des matrices, des vecteurs et de diminuer plus encore le nombre d'unités actives afin d'observer les résultats.

Une méthode de seuillage différente de celle utilisée par le modèle de Steinbuch est en cours d'élaboration afin de permettre au modèle de gérer les vecteurs bruités avec des unités actives supplémentaires (Graham & Willshaw, 1995). En effet, le fait que le modèle ne gère que les vecteurs bruités avec des unités actives en moins est une limite importante. Avant une mise en condition dans un environnement de réalité virtuelle par exemple, il est important de pallier cela. Enfin, il aurait été intéressant de comparer et d'étudier des modèles d'hippocampes artificiels plus élaborés dans le but de mettre en évidence les points à améliorer afin d'obtenir un rappel et une prédiction de plus grande qualité sans pour autant complexifier d'avantage les modules.

Ainsi, bien qu'il n'en soit qu'à ses prémisses, le modèle semble offrir des éléments de réflexion concernant le rôle de chacune des structures et leur importance dans le fonctionnement globale de l'hippocampe. Il a notamment permis de confirmer le rôle de traducteur de CA1 selon une logique informatique et de proposer un nouveau moyen de stockage de l'information via une mémoire hétéro-associative plutôt que auto-associative en réalisant une distinction entre les stimuli conditionnel (CS) et inconditionnel (US).

Ce travail s'inscrit au sein de travaux et de la collaboration portant sur le cortex, l'hippocampe et le circuit relatif à la mémoire. Les résultats et le modèle présenté ici ont eu pour but de se focaliser sur l'hippocampe et son traitement du stimulus afin de mettre en évidence les performances des différents modèles et les conditions de ceux-ci. Ainsi ces données permettront d'aider à l'élaboration d'un modèle plus complexe visant à simuler les interactions Cortex - Hippocampe et les rôles de ces dernières dans les fonctions cognitives mnésiques.

## Bibliographie

- Beati, T. & Alexandre F. (2013). Comment associer l'apprentissage de régularités et de cas particuliers? Un modèle bio-inspiré. *Lors du CAP'13, Conférence Française d'Apprentissage Automatique*.
- Buchanan, T. W. (2007). Retrieval of emotional memories. *Psychology Bulletin*, 133(5), 761
- Carpenter, G.A. & Grossberg, S. (2003). Adaptive Resonance Theory. Dans M. A. Arbib, *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, Second Edition* (pp. 87-90).
- Carpenter, G.A. & Grossberg, S. (2009). Adaptive Resonance Theory. *Encyclopedia of Machine Learning, CAS/CNS Technical Report 2009-008*.
- Cohen, J. D., & O'Reilly, R. C (1996). A preliminary Theory of the Interactions Between Prefrontal Cortex and Hippocampus that Contributes to planning and Prospective Memory. M. Brandimonte. Dans G. E. McDaniel, *Prospective Memory : Theory and Applications* (pp. 267 - 296).
- Draganski, B, Gaser C, Kempermann G, Kuhn HG, Winkler J, et al. (2006). Temporal and Spatial Dynamics of Brain Structure Changes during Extensive Learning. *The Journal of Neuroscience*.
- Eichenbaum, H. (1993). Memory, Amnesia and the hippocampal system. *MIT Press*
- Ergis, AM, Eusop-Roussel E. (2008). Early episodic memory impairments in Alzheimer's disease. *Rev Neurol (Paris)*, 164 Suppl 3, , S96-S101.
- Gorojovsky, R. & Alexandre F. (2013). Models of Hippocampus for pavlovian learning.
- Graham, B., & Willshaw, D. (1995). Improving recall from an associative memory. *Biological Cybernetics*, 337-346.
- Gray, J. A., & McNaughton, N. (2000). The Neuropsychology of Anxiety : An Enquiry into the Functions of Septo-Hippocampal System. *Oxford University Press*.
- Inostroza, M., & Born, J. (2013). Sleep for preserving and transforming episodic memory. *Annu Rev Neurosci*.
- Insignini, M, Taconnat L (2008). Episodic memory, frontal functioning, and aging. *Rev Neurol (Paris)*, 164 Suppl 3, 91-95.
- Knoblauch, A., Palm, G., & Sommer, F. T. (2010). Memory Capacities for synaptic and structural plasticity. *Neural Computation*, 22(2), 289 - 341.
- McGaugh, J. L. (2000). Memory, a century of consolidation. *Science*, 287(5451), 248-251.
- McNaughton, B. L., & Nadel, L. (1990). Hebb-Marr networks and the neurobiological representation of action in space. *Neuroscience and connectionist Theory*, 1-63.



- O'Keefe, J., & Dostrovsky, J. (1971). The hippocampus as a spatial map. Preliminary evidence from unit activity in the freely-moving rat. *Brain research*, 34(1), 171 -175.
- O'Reilly, R. C., & Rudy, J. W. (2001). Conjunctive Representations in Learning and Memory : Principles of Cortical and Hippocampal Function. *Psychological Review*, 108, pp. 311-345.
- Plancher, G, Barra J, Orriols E, Piolino P. (2013). The influence of action on episodic memory, A virtual reality study. *Q J Exp Psychol (Hove)*, 895-909.
- Sacramento, J., & Wichert, A. (2011). Tree-like hierarchical associative memory structures. *Neural Networks*, 24(2), 143 -147.
- Scoville, W. B., & Milner, B. (1957). Lost of Recent Memory after bilateral hippocampal lesions. *Journal of neurology, neurosurgery and psychiatry*, 11.
- Squire, L.R. & Schacter, D.L. (Eds.) (2002). The Neuropsychology of Memory (3<sup>rd</sup> Edition). New York : *Guilford Press*.
- Taillad, M, Sauzéon H, Dejos M, Pala PA, Larrue F, Wallet G, Gross C, N'Kaoua B. (2013). Executive and memory correlates of age-related differences in wayfinding performances using a virtual reality application. *Neuropsychol Dev Cogn B Aging Neuropsychol Cogn*, 298-319.
- Tulving, E. (1972). Episodic and semantic memory. In *Organization of Memory*. London : *Academic*, 381, e402.
- Tulving, E. (1976). Rôle de la mémoire sémantique dans le stockage et la récupération de l'information épisodique. *Bulletin de psychologie*, 19-25.
- Tulving, E. (1983). Element of episodic memory. *Oxford, Oxford University Press*.
- Tulving, E. (1995). Memory systems : Quo Vadis. (M. Press, Éd.) *Gazzaniga MS (Ed.), The Cognitive Neurosciences*, 839-847.
- Van der Linden, M. (2003). Une approche cognitive du fonctionnement de la mémoire épisodique et de la mémoire autobiographique. *Cliniques méditerranéennes* 1(67), 53-66.

## Résumé

La compréhension du cerveau, des fonctions cognitives et de leur fonctionnement sont des domaines de recherche des plus prisés. C'est notamment l'hippocampe, siège de la mémoire épisodique, et son fonctionnement qui sont abordés dans ces travaux. En effet, différents modèles ont déjà été proposés mais tous semblent aujourd'hui insuffisants car difficilement exploitables.

Ainsi, en réalisant une revue fonctionnelle des structures cérébrales au niveau de l'hippocampe, ainsi qu'une étude des modèles informatiques existants, cette étude propose un nouveau modèle d'hippocampe artificiel utilisant des matrices auto- et hétéro associatives au niveau de CA3 et de CA1.

En rupture avec l'approche traditionnelle qui préconise l'utilisation d'une matrice auto-associative pour modéliser CA3 et d'un perceptron pour CA1, ce modèle permet d'une part de mettre en évidence les points de décision stratégique au sein de l'hippocampe, et d'autre part de confirmer le rôle clé de CA1, en tant que traducteur entre CA3 et le cortex entorhinal, dans le bon fonctionnement de l'hippocampe.

Cette étude présente donc un modèle bio-inspiré dont le but est la prédiction d'évènements appétitifs ou aversifs selon l'apprentissage et la reconnaissance (rappel) de stimulus conditionnel et inconditionnel, ainsi que les conditions nécessaires à une bonne performance de ce modèle.

Mots-clés :

Hippocampe - Gyrus Denté – CA3 – CA1- Cortex entorhinal – Apprentissage – Rappel - Mémoire épisodique – Conditionnement - Stimulus Conditionnel – Stimulus inconditionnel - Modélisation – Perceptron – Mémoire auto-associative – Mémoire hétéro-associative – Matrice – Orthogonalisation