

Master 2 ATIAM

Rapport de Stage

Bases Physiologiques pour la Reconnaissance
de Séquences Auditives chez le Furet

Thomas PAGESY

12 août 2014

Remerciements :

- **Yves BOUBENEC**, pour son soutien, ses conseils, sa patience, les mots me manquent. Merci à toi.
- **Shihab SHAMMA**, for trusting me and letting me ask all the questions I wanted, even the silly ones.
- **Bernhard ENGLITZ**, for a short (only 2 months) but really interesting moment passed in his company.
- **Daniel PRESSNITZER**, pour m'avoir proposé ce stage ainsi que de "lire dans la tête des furets" autour d'un café à l'IRCAM.
- **Jennifer LAWLOR**, pour son aide psychologique à travers le partage commun du statut de stagiaire. Courage pour ta thèse.
- Mes collocataires **Vincent ROGGERONE**, **Gwennaëlle LEBARS** et **Anaïs ACQUAVIVA**, pour m'avoir supporté dans mes permanentes entreprises d'explication de ce projet.
- **Clémence MENIS**, pour le café, les pâtes, son savoir-faire correctionnel dans la langue de Molière, et sa patience.

Enfin, et le meilleur pour la fin, je souhaite remercier le centre de mon attention de ces 5 derniers mois, la source d'une foule de joies et de pleurs, de doutes, et d'affection,

Rocamadour, mon furet, pour m'avoir supporté moi et toutes ces séquences de 4 tons.

Table des matières

Table des matières	1
0.1 Abstract	3
0.2 Résumé	4
1 Contexte du Stage	5
1.1 État de l’Art	5
1.2 Objectifs et déroulement du stage	7
2 Entraînement de d’Animal pour la Détection de Séquences de Tons Purs	9
2.1 objectifs	9
2.2 Présentation du Paradigme Expérimental	12
2.3 Déroulement de l’Entraînement	14
2.4 Avancement de l’entraînement et résultats	19
2.5 Poursuite de l’Entraînement	20
3 Méthodes d’Analyse de Données Physiologiques pour la Discrimination de Séquences Auditives	23
3.1 Présentation du paradigme utilisé	24
3.2 Captation et traitement de données électrophysiologiques	25
3.3 Taux de décharge et comportement de l’activité neuronale	27
3.4 Analyse en Composantes Principales	33
3.5 Identification des regroupements des données par l’algorithme des K-moyennes	40

3.6	Observation de la répartition des données en fonction de la nature du stimulus	43
3.7	Comportement des Barycentres au delà du démarrage	48
3.8	Application de la Méthode sur des Données Obtenues à l'État Passif	52
3.9	Résultats sur de Multiples Sessions	53
4	Discussion, Convergences et Perspectives d'Évolution du Projet	61
	Bibliographie	65

0.1 Abstract

My internship takes place in the Département d'Études Cognitives (DEC), équipe Audition, in the École Nationale Supérieure (ENS) under the direction of Shihab SHAMMA, Bernhard ENGLITZ and Yves BOUBENEC. The first purpose of the internship is to train lab animals (we decided to use ferrets) to discriminate and recognise (concerning long term memory) sequences composed of distinctive and non-repetitive tones, whose relative distance goes from $\frac{1}{2}$ to 1 musical tone. The animals are water restricted and first trained to receive water only when they are in the presence of the "*target*" sequence and to distinguish it from other sequences named "*references*" that use exactly the same tones as the *target* but in a different order. The notion of melodic contour and of extreme notes (the first and the last notes of the sequence) are in the center of the priorities on which is based the analysis of the capacities of recognition of ferrets. The second purpose of this course is the use of methods of analysis of data obtained from electrophysiological readings using electrodes implanted in the cortex of an animal subjected to a test of the same nature as explained above. The method recommended here will use a principal component analysis performed on the neural impulses collected on electrodes implanted on the animal, then a projection into the base of the main components to determine the different combinations of pulses present on the electrode material as well as a projection of an average firing rate on these electrodes on the same basis in order to determine characteristics based on stimuli received by the animal during the test, thus hoping to observe a discrimination between the references and the target of each test.

0.2 Résumé

Mon stage se déroule au sein du Département d'Études Cognitives (DEC), équipe Audition, à l'École Nationale Supérieure (ENS) sous la direction de Shihab SHAMMA, Bernhard ENGLITZ et Yves BOUBENEC. Le premier but de ce stage est la mise en oeuvre d'un entraînement d'animaux de laboratoire (en l'occurrence ici, des furets) pour la discrimination et la reconnaissance (mettant en jeu la mémoire à long-terme) de séquences composées de tons distincts et non répétitifs, dont la distance relative est de $\frac{1}{2}$ à 1 ton musical. Les animaux sont en situation de restriction hydraulique et sont d'abord entraînés à ne recevoir de l'eau qu'en présence d'une séquence dite "Cible" et la distinguer d'autres séquences dites "Références" utilisant exactement les mêmes tons que la cible, mais dans un ordre différent. Les notions de contour mélodique et de notes extrêmes (début et fin) sont au coeur des priorités sur lesquelles porte l'analyse des capacités de reconnaissance des furets. Le second but de ce stage est l'utilisation de méthodes d'analyse de données obtenues à partir de relevés électrophysiologiques à l'aide d'électrodes implantées dans le cortex d'un animal soumis à un test de la même nature que celui explicité précédemment. La méthode préconisée ici fera l'usage d'une analyse en composantes principales effectuée sur les impulsions neuronales recueillies sur les électrodes implantées sur l'animal, puis d'une projection dans la base des composantes principales afin de déterminer les différentes combinaisons d'impulsions neuronales présentes sur les électrodes significatives, ainsi qu'une projection des taux de décharge moyens sur ces électrodes dans cette même base afin de déterminer des comportements caractéristiques en fonction des stimuli perçus par l'animal durant le test, espérant ainsi observer une discrimination entre les références et la cible de chaque essai.

Chapitre 1

Contexte du Stage

1.1 État de l'Art

La reconnaissance d'un stimulus spécifique au sein d'un flux auditif implique à la fois la mémoire à long-terme et une attention dirigée sur ce stimulus cible. Il a été montré que l'attention sélective à un objet sonore modifie complètement la représentation cérébrale du stimulus [8]. Ici nous voulons étudier le filtrage du signal acoustique réalisé par le cortex auditif lors d'une tâche de reconnaissance de séquences mélodiques.

Une étude précédente [4] a montré que des singes sont capables de distinguer une séquence mélodique particulière (composées d'ondes pures) de stimuli de caractère non mélodiques (bruits blancs, vocalisations de singes, etc.) et a permis d'observer l'activité neuronale résultante en fonction du type de stimulus. Cependant, aucune recherche sur l'activité neuronale n'a encore été effectuée dans le cadre de discrimination de séquences mélodiques entre elles, bien que des études aient été conduites sur les notions de perception et de reconnaissance de séquences mélodiques impliquant la mémoire à long-terme, notamment chez des sujets humains enfants [2].

Des recherches précédentes ont mis en évidence le fait que le furet consti-

tue un modèle adapté à l'étude du traitement de l'information acoustique au niveau du cortex auditif. Au niveau comportemental, ces animaux sont capables, comme de nombreuses espèces animales, d'utiliser la fréquence absolue d'un stimulus sonore [6, 10]. Il a été cependant prouvé qu'ils sont aussi susceptibles de reconnaître les hauteurs de notes relatives entre 2 tons consécutifs [1, 3]. D'autre part, l'organisation tonotopique des cortex auditifs primaires et secondaires est connue [5], et permet une étude précise de ces différentes zones. Les précédents résultats sur les capacités des furets à détecter des hauteurs relatives entre différentes notes laissent présupposer qu'il est possible de leur apprendre à discriminer des séquences de notes, c'est-à-dire reconnaître une organisation temporelle de tons.

À partir des enregistrements d'activité neuronale, il est possible d'effectuer de multiples analyses des données afin de comprendre le fonctionnement du "code neuronal". Ainsi, il a été prouvé qu'en utilisant des outils statistiques tels que l'analyse en composantes principales, il est possible de caractériser les réponses neuronales liées à un certain type de stimulus olfactif : 3 odeurs distinctes, et dosées de multiples manières permettent d'obtenir des réponses différenciables, mais similaires entre elles lorsque, pour une même odeur, on ne fait varier que la concentration de l'agent olfactif [11]. Ce phénomène serait en partie dû à un fonctionnement du réseau neuronal apparentable à un système chaotique, où les neurones sont les émetteurs d'informations dont la fréquence d'apparition est caractérisable par un taux de décharge (mesuré en impulsions neuronales/seconde). Ainsi, à l'apparition d'un certain type de stimulus, les neurones produisent une grande quantité d'impulsions (ce qu'on appelle le démarrage, ou "onset"), avant de stabiliser leur fréquence d'émission autour de valeurs caractéristiques de la réponse neuronale en fonction du stimulus considéré [12]. Cette stabilisation fait intervenir la notion d'attracteur chaotique, qui pourrait alors en partie venir de la formation de la plasticité dans le cortex auditif. La méthode proposée par Gilles LAURENT est donc une manière à la fois simple et

efficace de pouvoir à la fois trouver les électrodes significatives du code neuronal, mais aussi de caractériser des états stables et prédéfinis en fonction de la nature d'un stimulus écouté. Dans le cas d'une tâche de discrimination entre cibles et références, cette méthode rentre parfaitement dans le type d'outil qui pourrait nous aider à comprendre le fonctionnement de la formation de la mémoire à long terme dans le cortex auditif d'un animal tel que le furet. Ce type de méthode nous permettra aussi d'étudier le filtrage du signal acoustique durant la prise de décision de l'animal et de comparer ce processus à une situation passive où le furet ne réalise pas la tâche [7].

1.2 Objectifs et déroulement du stage

Le but du stage ici est de démarrer un projet visant à appliquer les méthodes explicitées dans la section précédente, dans le cadre de la reconnaissance de séquences mélodiques (séquences de tons purs dont la valeur des intervalles peut être définie en tons musicaux). Ce stage se divisera en 2 parties différentes, qui seront réalisées conjointement l'un de l'autre :

- La mise sur pied d'un paradigme de test pour former un animal à réaliser une tâche de reconnaissance d'une mélodie particulière parmi d'autres mélodies et ce indépendamment des hauteurs de fréquence utilisées pour les tons composant cette séquence. L'animal devra donc se concentrer sur une notion d'intervalles consécutifs, qui caractérisent une phrase mélodique. Une fois le paradigme trouvé et les scripts développés, nous devons alors définir un programme d'entraînement pour qu'un animal puisse répondre à cette tâche et avancer cet entraînement au maximum dans le temps qui est imparti.
- La mise en place des méthodes citées précédemment sur des données recueillies sur un autre animal à partir d'expériences similaires

à notre paradigme, afin de tester sa validité dans le cadre de discrimination de stimuli semblables mais dont la variation ne dépend pas de la nature même du son, mais de son organisation. Cette partie demandera une certaine innovation personnelle pour comprendre comment appliquer les méthodes de Gilles LAURENT sur le cortex auditif chez le furet, malgré son fonctionnement assez différent de celui du cortex olfactif chez le même animal. Il nous faudra aussi pouvoir comparer les résultats obtenus et avoir un regard critique sur ceux-ci, ce qui nous demandera de définir des outils d'estimation fiables.

Chapitre 2

Entraînement de d'Animal pour la Détection de Séquences de Tons Purs

2.1 objectifs

L'objectif de cette partie du stage est de mettre en place un programme d'entraînement pour tester la capacité des furets à détecter et à distinguer une séquence particulière de notes (séquence *cible*, Figure 3.2). Pour cela, il nous faut trouver un paradigme expérimental permettant de rendre compte de la perception du son par l'animal et de sa compréhension de la tâche à effectuer. Nous conditionnons les animaux par un renforcement positif en associant la séquence cible à une récompense. Ainsi, les furets sont privés d'eau durant la journée et ne peuvent boire que pendant les sessions d'entraînement. La séquence *cible* devient un signal indiquant au furet qu'il peut boire, tandis qu'il ne doit pas réagir sur les séquences dites *références*. En cas de réponse sur une séquence *référence* (ou *fausse alarme*), l'essai s'arrête, un buzz se fait entendre, l'animal ne reçoit alors pas d'eau et on passe à l'essai suivant. Si l'animal ne fait rien pendant un essai, il ne reçoit aucune récompense non plus et on passe aussi à l'essai suivant. La première étape

sera donc de définir clairement la *cible* que l'animal va devoir apprendre par coeur et les *références* qui seront utilisées.

En respectant ces concepts, il nous faut créer un véritable paradigme d'expérimentation permettant à l'animal d'avoir la possibilité de boire à chaque essai et testant sa capacité de discrimination. Ainsi, afin de vérifier que les animaux parviennent à discriminer les séquences entre elles, il nous faut nous assurer qu'ils les considèrent bien comme des *séquences* de notes et non comme des sons dépourvus d'organisation, sur lesquelles ils pourraient aisément utiliser leurs capacités de reconnaissance de fréquences absolues.

Une fois le paradigme trouvé, il nous faudra coder sur Matlab plusieurs scripts qui pourront s'adapter avec BAPHY, une application développée spécialement pour l'entraînement des furets de laboratoire pour les tests de type auditif. Cette application nécessite plusieurs scripts particuliers pour effectuer une expérience dont :

Waveform.m, Object.m et UpdateObject.m : les scripts qui génèrent la forme d'onde et le son qui sera joué en fonction des paramètres configurables et définissent les différents événements temporels qui ont lieu durant une épreuve (début/fin des séquences références et cibles, durée des pauses entre les séquences, etc.).

BehaviorObject.m : le script qui permet d'extraire et de définir les actions à prendre en fonction du comportement de l'animal durant l'épreuve.

PerformanceAnalysis.m : le script qui permet d'analyser et de calculer de manière effective les performances de l'animal durant l'épreuve (temps de réaction, pourcentage de réussite, eau distribuée, etc.).

BehaviorDisplay.m : le script qui permet d'afficher les résultats de l'épreuve et les performances calculées.

Une fois les scripts développés, nous pourrons alors passer directement à l'entraînement. La première phase sera d'habituer l'animal à associer la séquence cible à une récompense hydrique (0.15mL par épreuve réussie) puis, une fois que l'animal a parfaitement compris l'association, nous introduirons des séquences *références*, augmentant ainsi la difficulté de la tâche. Cet entraînement peut prendre du temps, l'entraînement des animaux de laboratoire sur de tels paradigmes étant très soumis au hasard et à la "bonne volonté" de l'animal, ainsi qu'à son caractère (dépendant de son espèce, ou tout simplement de sa personnalité). La difficulté de la tâche en elle-même peut être variée en fonction :

- du contour utilisé dans les séquences,
- de la similarité de notes entre les séquences *références* et la séquence *cible*, en particulier au niveau de début et fin de séquence,
- du nombre de *références* précédant la cible.

Nous pourrons alors déterminer comment les performances de l'animal évoluent en fonction de la difficulté des références auxquelles il sera exposé.

Dans le contexte de l'entraînement d'un animal à réaliser des tâches redondantes, il est préconisé d'utiliser une combinaison "récompense/punition" afin d'encourager l'animal à répondre au test tout en stimulant sa concentration. C'est aussi une bonne méthode pour accompagner son conditionnement. Cependant, nous avons refusé l'utilisation de méthodes de punition telles que électrochocs, privation sensorielle ou autres agents désagréables. En effet, bien que leur efficacité soit reconnue pour forcer un apprentissage (par évitement de la douleur ou sensation désagréable), elle peut devenir source de stress pour l'animal et interférer dans les performances que l'animal sera alors capable de donner. En effet, la tâche que nous lui demandons reste une tâche relativement complexe et son apprentissage est une tâche tout aussi compliquée. Nous ne voulons pas traumatiser l'animal et inclure dans les données une notion de stress.

2.2 Présentation du Paradigme Expérimental

Le paradigme pour effectuer les tests a été très vite trouvé et optimisé pour BAPHY. Le paradigme se présente comme tel : la séquence cible est un enchaînement de 4 notes de fréquences différentes, dont les fréquences disponibles sont $f_1 < f_2 < f_3 < f_4$, dont les distances relatives sont équivalentes à 1 demi-ton musical, calculées de la manière suivante :

$$f_{i+1} = f_i \times 2^{(\frac{1}{12})} \quad (2.1)$$

Avec le script conçu, il est possible de rentrer la *cible* de son choix, simplement en donnant en paramètre la fréquence de la première note de la séquence, ainsi qu'un vecteur comprenant l'ensemble des intervalles (mesurés en demi-tons musicaux) que l'on souhaite dans la séquence *cible*, ce qui a pour but à la fois de fixer le nombre de tons présents dans la *cible* et les références, ainsi que les fréquences des tons utilisés. Pour la suite de notre expérience, nous choisirons pour séquence cible la séquence suivante :

$$\begin{aligned} f_4 &\Rightarrow f_2 \Rightarrow f_3 \Rightarrow f_1 \\ D\#7 &\Rightarrow C\#7 \Rightarrow D7 \Rightarrow C7 \end{aligned} \quad (2.2)$$

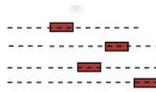


FIGURE 2.1 – Séquence Cible

Les séquences *références* sont des séquences de longueur égale à la séquence cible, utilisant les mêmes tons que celle-ci, mais dans un ordre

différent, ce qui est équivalent à toutes les permutations possibles de la séquence cible sans répétition. À chaque épreuve, un nombre aléatoire nommé "*INDEX*" est tiré dans BAPHY et passé en paramètre du script générant le son utilisé lors de l'épreuve. Cette valeur indique le nombre de *références* qui sont jouées lors de l'épreuve en cours, juste avant l'apparition de la séquence *cible*, à la fin de l'épreuve. Chaque séquence est séparée des autres de manière similaire : soit par des silences de durée toujours égale, soit par un enchaînement de silences puis de TORC (Temporally Orthogonal Ripple Combination [9]) (Figure 2.2), des sons synthétiques composés de 6 onduations orthogonales entre elles qui permettent de déterminer les champs récepteurs des neurones enregistrés.

Pendant l'intervalle suivant la séquence *cible*, l'animal doit lécher le tuyau dispensant la récompense hydrique pour remporter sa présence. Cette période est appelée *Fenêtre de Réponse* et a une durée de 1.20 secondes. Cette durée est à la fois assez longue pour laisser le temps à un animal de répondre et assez courte pour éviter toute confusion et exiger une véritable concentration de la part de l'animal. De plus, nous avons mis en place un système de récompense "*graduelle*" dont la quantité décroît en fonction du nombre de références sur lesquelles l'animal aura léché, ce qui équivaut au nombre potentiel de fausses alarmes.

Coté fonctionnalités, nous avons développé un système de sélection des références utilisées, par comparaison avec la séquence *cible*. Un vecteur doit être entré en paramètre de la session, de longueur équivalente au nombre de notes utilisées dans la *cible* (et dans les *références*), qui indique si l'on doit verrouiller ou au contraire exclure les fréquences de tons aux positions qu'elles occupent dans les *références*, en fonction de la place qu'elles occupent alors dans la *cible*. Ainsi, pour des séquences de 4 tons, un vecteur de similarité de la forme $[-1\ 0\ 0\ 1]$ forcera le premier ton de toutes les *références* à être différent du premier ton de la *cible*, tandis que le dernier

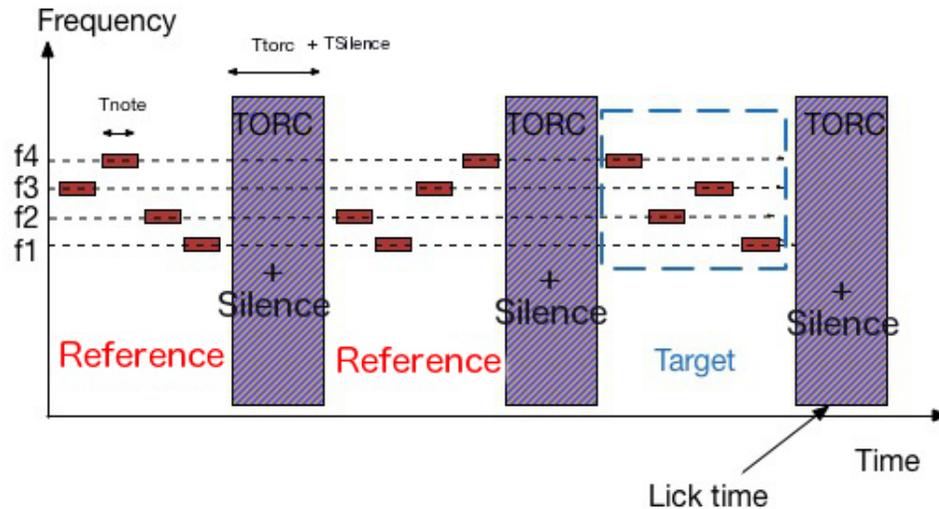


FIGURE 2.2 – Schéma d'une épreuve typique

ton de toutes les références sera toujours égal au dernier ton de la *cible*. Les 2ème et 3ème tons seront *libres* (toutes les permutations seront permises, sans répétition toutefois, tout en tenant compte des contraintes sur les 1er et 4ème tons). Dans un souci de reproductibilité, il est également possible de régénérer toutes les épreuves tirées aléatoirement lors d'une session, en utilisant un système de *clé* de génération aléatoire. De cette manière, il est possible de retrouver à posteriori l'exacte composition de chaque essai.

2.3 Déroulement de l'Entraînement

Afin de conditionner l'animal à répondre au test, nous devons trouver des méthodes et passer par plusieurs phases d'apprentissage pour lui apprendre à :

- Comprendre l'importance de la séquence cible et la faire apparaître comme un signal signifiant qu'une récompense lui est accessible s'il lèche le tuyau pendant la fenêtre de réponse,

- Attendre durant l'exposition des références, tout en lui faisant comprendre que lécher durant l'une de ces séquences équivaut à une erreur,
- effectuer une véritable tâche de discrimination sans qu'il ne puisse faire usage de stratégies alternatives qui ne lui requiert pas de répondre à la tâche demandée, sans toutefois le décourager.

Nous devons également trouver un critère valable et fiable pour augmenter la difficulté à chaque stade de l'entraînement, quelle que soit la méthode choisie.

Association Cible/Récompense et Erreur/Punition

Nous avons donc tout d'abord choisi de ne présenter que la séquence cible à l'animal, dans le but de l'accoutumer à ne recevoir de l'eau qu'au moment où il entend cette séquence, sans toutefois tenter de lécher le tuyau à un autre moment. Pour cela, nous avons effectué une phase manuelle, où nous avons donné à l'animal 0.15 mL d'eau à chaque fois que la séquence lui était jouée. Cependant, si l'animal léchait durant l'exposition de la séquence, un buzz retentissait et celui-ci était alors forcé d'attendre durant la période de temps fixée (autour de 7 secondes). De cette manière, l'animal ayant envie de récolter un maximum d'eau pendant la durée de la session est forcé de se soumettre au test s'il ne veut pas se retrouver privé d'eau de manière récurrente, à chaque fois qu'il lèche le tuyau au mauvais instant (fausse alarme). Par la suite, quand les références seront introduites, tout moment où l'animal lèchera le tuyau sera comptabilisé comme une fausse alarme. La performance de l'animal sera alors affichée par baphy dans une fenêtre actualisée, comme on peut le voir sur la figure 2.3

CHAPITRE 2. ENTRAÎNEMENT DE D'ANIMAL POUR LA DÉTECTION DE SÉQUENCES DE TONS PURS

16

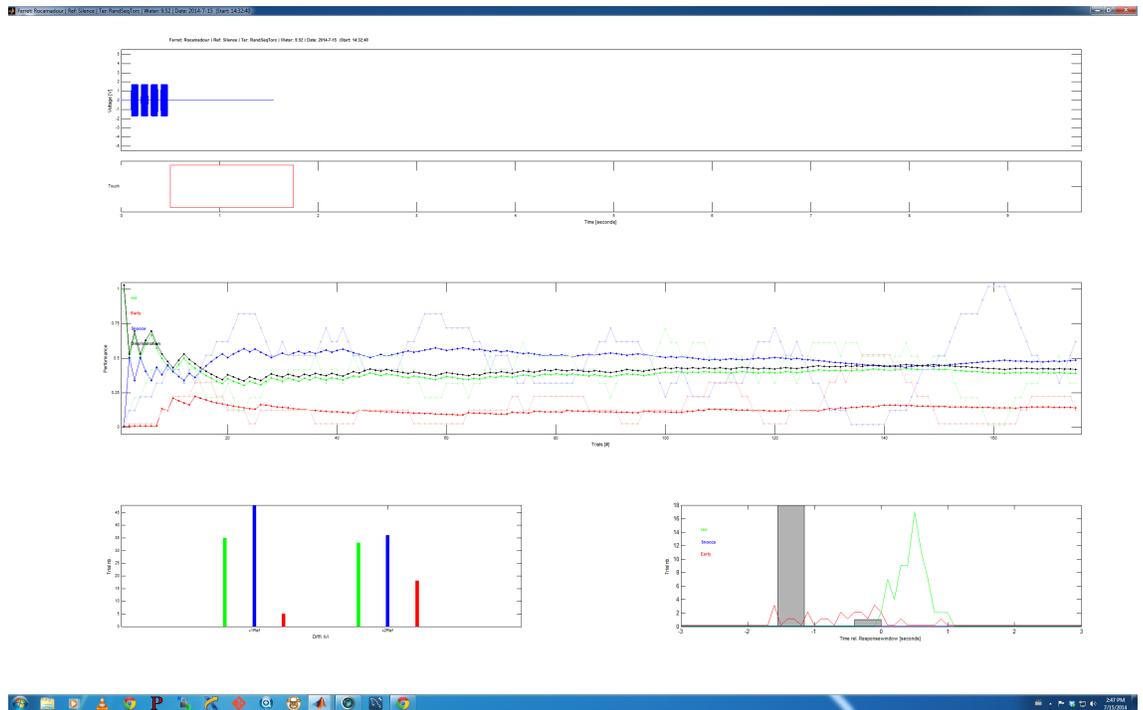


FIGURE 2.3 – fenêtre d’affichage des performances de l’animal durant un test. Les courbes vertes (réussite), rouges (fausse alarme) et bleues (sans réponse) représente les pourcentage de chacun de résultats au fur et à mesure des essais passés.

Introduction de Références

L’étape suivante, une fois que l’animal a compris le rôle des cibles (un signal indiquant qu’il peut lécher le tuyau), est d’introduire des séquences références afin de le forcer à effectuer une tâche de discrimination pour obtenir la récompense qu’il souhaite. Cette étape se révèle être la plus difficile, car en plus de faire intervenir le concept de punition qui risque alors de démotiver l’animal s’il est mal introduit. C’est pourquoi nous nous sommes limités à n’utiliser qu’une seule et même référence sur toute la durée du stage, composée d’une manière simple afin que l’animal n’ait que peu de mal à différencier les 2 sons et qu’il comprenne l’enjeu du paradigme : une

erreur le force à attendre 7 secondes dans le silence, une bonne réponse lui rapporte 0.15mL d'eau. C'est pourquoi nous avons choisi d'utiliser une séquence référence consistant en une répétition de 4 fois le même ton. Nous avons choisi un ton pur dont la fréquence est similaire à l'un des 4 tons contenus dans la séquence cible, afin que l'animal soit obligé de faire un effort d'écoute pour reconnaître les fréquences de tons purs composant la séquence (référence ou cible). Le furet ayant une préférence pour la reconnaissance des fréquences absolues plutôt que des fréquences relatives, il devra alors comprendre que les sons qu'il entend apparaissent dans un certain ordre et que si le 3ème son de la séquence cible est joué en premier, alors la séquence qui est en train d'être jouée n'est pas une séquence cible. De cette manière, nous apprenons à l'animal à voir les séquences de notes comme des enchainements de fréquences, ce qui est important pour la suite du projet.

Seulement, il n'est pas suffisant de créer une séquence référence simple et inchangeante à travers les essais pour convaincre l'animal de travailler. En effet, celui-ci n'aime pas se voir imposer une tâche et fera usage de stratégies pour ne pas avoir à réfléchir. Ainsi, même devant une tâche simple comme la comparaison des 2 séquences précédemment décrites, l'animal préférera recevoir de l'eau moins d'une fois sur 2, et choisira de lécher après toutes les séquences qui lui seront présentées et ainsi d'échouer à chaque présentation de la référence. Pour lutter contre ce comportement non productif, nous avons essayé plusieurs méthodes, et avons jugé de leur efficacité :

1. **Répétition des essais ayant pour résultat une fausse alarme :**
il est possible de demander à baphy de réinjecter immédiatement un essai ayant pour résultat une fausse alarme, directement après que celui-ci a été joué. Nous avons appliqué cette méthode, mais avons vite été déçus : si l'animal ne parvient pas à laisser passer une référence, il se retrouve à devoir repasser encore et encore le même essai, n'ayant finalement que la référence pour premier stimulus et n'étant jamais

réexposé directement à la cible. De cette manière, l'animal répète inlassablement la même erreur, situation stressante à cause du temps qu'il doit attendre à chaque fausse alarme qui l'amène à s'énerver et vouloir arrêter le test. Cette méthode n'est donc pas applicable au début de l'exposition des références.

2. **Minimum de 1 référence par essai** : On fixe le nombre minimum de références par essai à 1 et 2 au maximum. De cette manière, l'animal est obligé de devoir effectuer une discrimination à chaque essai, ce qui est censé le mettre constamment à l'épreuve et favoriser ses capacités de discrimination. Le problème de cette méthode est similaire au précédent : de cette manière, l'animal n'est plus exposé à la cible et ne comprend pas que différentes séquences lui seront proposées. Stressé, il commence à perdre patience et lécher le tuyau en permanence, augmentant le nombre de fausses alarmes et s'imposant de longs temps d'attente, qui finissent irrémédiablement par le lasser et le démotivent pour le reste de la session.
3. **Indice de gain sur les références** : On joue les références à un gain inférieur à la cible et on augmente le gain de celles-ci progressivement (quand l'animal parvient à atteindre sur 2 sessions de suite un taux de 55% de bonnes réponses par rapport au nombre total de réponses). De cette manière, l'animal a un effort inférieur à fournir pour discriminer références et cible au début de l'entraînement, puis quand la difficulté croît (de manière assez lente pour que celui-ci ne se rende pas compte du changement d'un stade à un autre) il doit se référer à un nouveau paramètre pour discriminer les différents stimuli. C'est alors qu'il se concentre plus sur la nature même du son et parvient petit à petit à réaliser la tâche qui lui est demandée.

Nous avons testé ces différentes méthodes, et après de multiples échecs rencontrés sur les 2 premières méthodes (également testées de manière cumulée), nous avons opté à partir de la dernière semaine de juin pour utiliser un indice de gain sur les références.

2.4 Avancement de l'entraînement et résultats

L'entraînement utilisant l'indice de gain sur les références a pris environ 1 mois et demi pour être terminé et rendre l'animal capable d'obtenir à coup sûr une performance de 55% de bonnes réponses à chaque session. Nous avons utilisé ce taux comme seuil pour déterminer quand l'animal était ou non capable de passer à un niveau plus complexe et rajoutions un gain de 1.5 dB à chaque nouvelle étape. On peut voir représenté sur la figure 2.4 l'évolution du taux de bonnes réponses par rapport au nombre total de réponses en fonction de l'indice de gain appliqué sur les références.

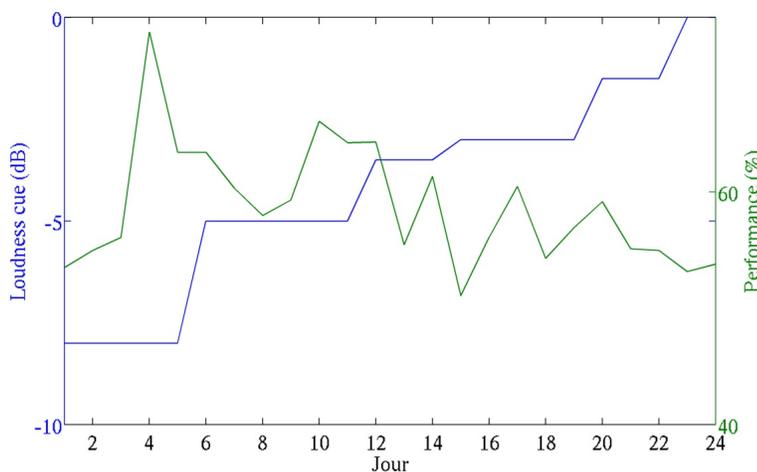


FIGURE 2.4 – Évolution de la performance de l'animal (taux de bonnes réponses/nombre de réponses) en fonction du niveau d'indice de gain sur les références.

On constate qu'à chaque fois que l'indice de gain est modifié, la performance de l'animal chute, puis se restabilise à l'essai suivant. C'est la preuve que l'animal parvient à palier le taux d'informations qu'il perd au moment où l'indice est modifié et à le rattraper en très peu de temps. On est donc parvenu à stabiliser les performances de l'animal autour d'un taux

de réponses acceptable.

2.5 Poursuite de l'Entraînement

Pour la poursuite du projet, il nous faudra faire évoluer le paradigme vers une présentation différente des références. Pour cela, les évolutions à court terme seront, dans l'ordre :

1. **Augmentation du nombre de références maximales** : la première étape consistera à ajouter un plus grand nombre de références, de manière progressive. Le passage de 1 à 2 références maximum constitue un passage compliqué dans l'apprentissage de l'animal, mais il ne porte finalement que sur sa seule motivation. L'utilisation de l'indice de gain peut à nouveau être une solution viable pour rendre cela possible.
2. **Modification des références** : L'étape la plus compliquée de cette phase de l'entraînement et certainement la plus intéressante. En effet, il ne serait possible d'arriver à donner à l'animal des références composées de 4 tons différents et identiques à la cible qu'en passant par une succession d'étapes. La première sera de composer le son de chaque référence de 2 tons différents, répartis aléatoirement. L'animal pourra alors toujours utiliser sa préférence pour la détection de fréquences absolues car 2 tons purs de fréquences différentes de plus seront présents dans la cible, contrairement aux références. De même, pour 3 fréquences différentes par référence, l'animal pourra toujours détecter le ton supplémentaire. Cependant, quand il y aura 4 tons totalement différents dans les références, la tâche deviendra plus complexe. Il a été prouvé que pour la détection de séquences de tons, les êtres humains se concentrent particulièrement sur les notes extrêmes de chaque séquence ([2]). Nous pensons qu'il sera donc plus avantageux de ne présenter à l'animal que des références présentant des tons purs différents de la cible en début et fin de séquence. À partir de

ce point, nous pensons que l'animal sera alors capable d'assez vite généraliser toutes les séquences références.

3. **Insertion de TORCs** : l'insertion de TORCs dans les essais devrait être une formalité dans l'entraînement de l'animal à ce stade, car il aura déjà compris que son attention est principalement réclamée sur la reconnaissance de séquences mélodiques. Il considèrera donc sûrement les TORCs comme de simples bruits parasites.

Arrivés à ce stade, nous aurons achevé la première véritable partie de l'entraînement : l'animal sera alors capable de distinguer une séquence de tons purs (*cible*) d'autres séquences composés des mêmes tons, organisés dans un ordre différent (*références*), mais dont les fréquences auront été fixes durant toute la durée de l'entraînement. L'intérêt majeur de cette expérience sera véritablement atteint avec une généralisation de cette discrimination, quelque soit les fréquences utilisées, ne conservant ainsi que la notion d'intervalles contenue dans une séquence mélodique. Cette généralisation est un passage complexe, car il demandera alors à l'animal de totalement abandonner sa préférence pour la détection de fréquences absolues et de se contenter d'utiliser une approche par détection de fréquences relatives. Cette généralisation peut être atteinte en modifiant tout d'abord les fréquences contenues dans les références (utilisation de fréquences aléatoires, mais respectant les intervalles musicaux utilisés dans les notes de la séquence cible), puis dans la cible. À ce stade, nous n'avons pas de stratégie claire et définie pour assurer cette phase de l'entraînement, mais les recherches de Shihab SHAMMA sur la détection des hauteurs relatives chez le furet ([3]) pourraient nous être d'une grande aide.

Chapitre 3

Méthodes d'Analyse de Données Physiologiques pour la Discrimination de Séquences Auditives

Dans l'optique de comprendre la manière dont le cortex auditif participe à une tâche de discrimination de stimuli auditifs, nous avons cherché à appliquer la méthode de Gilles LAURENT, consistant à projeter des données obtenues à partir d'électrodes placées dans le cortex auditif de l'animal dans une base constituée à partir d'une analyse en composantes principales réalisée sur ces données. Le but est de visualiser des *états attracteurs* neuronaux, qui sont des modes de fonctionnement vers lesquels le réseau neuronal converge et qui sont caractéristiques des différents stimuli perçus. En adaptant cette méthode à un paradigme similaire à celui exposé dans la partie précédente de ce rapport, nous souhaitons observer un comportement caractéristique pour chaque stimulus composant les essais perçus par l'animal (TORCs, références et cible).

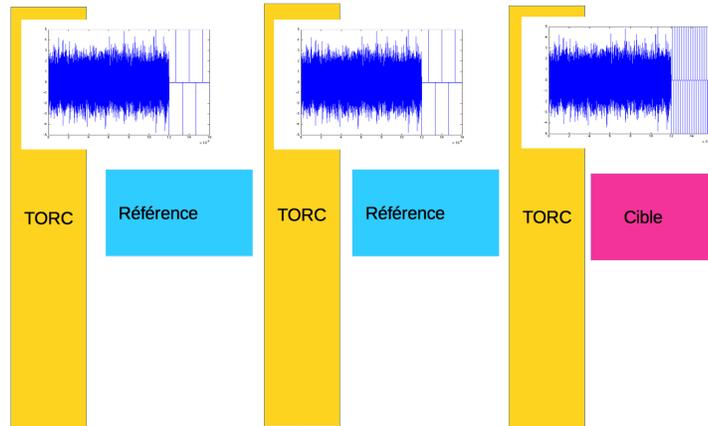


FIGURE 3.1 – Déroulement d’un essai pour ce test. Le nombre de références est aléatoire et les fréquences dans les trains d’impulsions sont constantes dans les références et la cible pour toute la session. Ici sont dessinées les formes d’ondes des TORCs suivis des trains d’impulsions, avec une fréquence de 6 impulsions par seconde pour les références et de 36 impulsions par seconde pour les cibles.

3.1 Présentation du paradigme utilisé

Dans cette partie, nous travaillerons avec un paradigme basé sur la reconnaissance de séquences auditives. Comme dans le paradigme précédent, l’animal est ici exposé à une série de références entrecoupées de TORCs, dont le nombre varie aléatoirement à chaque essai, avant d’entendre la cible qu’il doit détecter. Les références et cible sont donc ici des trains d’impulsions, définis sur 2 fréquences différentes : les cibles sont des trains d’impulsions rapides (de 24 à 36 impulsions par seconde), tandis que les références sont des trains d’impulsions plus lents (de 6 à 16 impulsions par seconde). Les vitesses des trains d’impulsions sont fixées à chaque session et chaque session est composée de 40 essais.

Pour chaque session, nous disposons d'une version *active* et d'une version *passive* : dans les sessions actives il est demandé à l'animal de lécher le tuyau distributeur de récompense hydrique, dans les sessions passives l'animal n'a rien à faire et reste inactif. Ces 2 versions nous permettront par la suite de comparer l'influence de l'attention au stimulus auditif quand l'animal est activement engagé dans la tâche

Pour ce paradigme, des acquisitions de données neuronales ont été effectuées dans les laboratoires de l'université du Maryland. Nous utiliserons un set spécial de données issues de la même session d'entraînement pour les parties suivantes dans ce chapitre, afin d'assurer la cohérence de nos interprétations. Sur chaque set de données, 24 électrodes sont disponibles, mais nous n'en utiliserons qu'une partie, celles se trouvant dans le cortex et montrant une activité neuronale. Celles utilisées dans les données utilisées pour la présentation de la méthode seront les électrodes 5 à 11.

3.2 Captation et traitement de données electrophysiologiques

Une fois entraîné, un animal capable de répondre à une tâche est opéré et on insère dans son cortex auditif des électrodes qui nous permettront de capter et de relever l'activité électrique de son système neuronal. Les signaux obtenus sont des impulsions neuronales électriques (dits aussi potentiels d'action) ayant un temps de charge et de décharge caractéristique du neurone qui les émet.

Les électrodes diffèrent selon leurs types et les méthodes de captation de l'activité neuronale. Il existe des implants dits "électrode-unique" multicanaux où chaque électrode contient de multiples capteurs sur toute sa

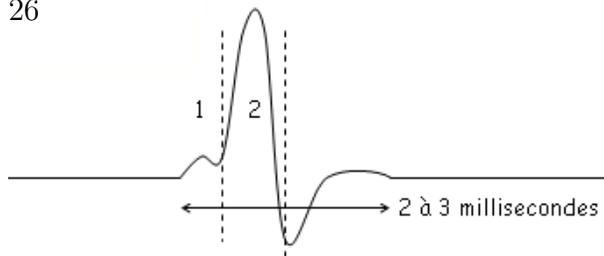


FIGURE 3.2 – Schéma de la forme d'onde d'un potentiel d'action neuronale.

longueur. Généralement, dans le cas d'animaux entraînés en laboratoire, on préconise également l'utilisation d'implants chroniques, c'est-à-dire dont le placement est effectué de manière permanente. Il est cependant possible de recourir à des implants qui peuvent être installés puis retirés à chaque expérience, permettant ainsi d'obtenir une multiplicité de positions différentes à chaque session et ainsi un plus grand éventail de relevés. Nous utiliserons ici des relevés obtenus à partir d'une électrode unique multicanaux.

L'implant est placé directement dans le cortex auditif de l'animal, la zone privilégiée pour les relevés se situant au niveau du cortex auditif principal A1. Les potentiels d'action enregistrés sur les électrodes sont alors triés en fonction de leur type de réponse. Ceci permet ainsi de distinguer les différents neurones enregistrés sur chaque électrode et ainsi de préciser l'activité de la population de neurones étudiée.

Les données électrophysiologiques obtenues sur un animal lors d'une performance sont alors enregistrées dans un fichier .dat, puis seuillées à une valeur σ fixée, permettant ainsi de distinguer les potentiels d'action neuronaux du bruit électrique présent dans le système. Les données sont ainsi acquises à une fréquence d'échantillonnage de 25000 Hz et se présentent sous un ensemble de vecteurs contenant :

- le numéro d'échantillon d'apparition du spike

- le numéro d'essai correspondant au spike

Il est également possible à partir des données enregistrées dans baphy de déterminer pour chaque essai :

- les moments de début et de fin de chaque partie du stimulus (référence, cible, TORC)
- le nombre de références et de TORC dans chaque essai
- le numéro d'index utilisé pour chaque essai

3.3 Taux de décharge et comportement de l'activité neuronale

À partir des données précédemment obtenues, il nous est possible d'observer l'activité neuronale lors de chaque essai et ce à tout moment, c'est-à-dire pendant les différents sons présents dans le stimulus. Nous pouvons ainsi comparer le nombre de potentiels d'actions neuronaux supérieur au seuil σ fixé précédemment lors de l'apparition des séquences références ou lors de l'apparition de la séquence cible. Cependant, l'utilisation brute des temps d'apparition des impulsions n'est pas un format pratique, c'est pourquoi nous nous devons d'utiliser un autre format. Il nous est alors possible de calculer ce que l'on nomme le taux de décharge, qui correspond au nombre d'impulsions contenues dans une fenêtre glissante de taille paramétrable. Ces taux de décharge vont nous permettre de distinguer l'évolution de l'activité neuronale dans chaque électrode en fonction de la présence d'un stimulus précis. Nous prendrons pour référence une fenêtre d'une taille de 10 ms et nous allons simplement compter le nombre d'impulsions présentes dans chaque fenêtre.

CHAPITRE 3. MÉTHODES D'ANALYSE DE DONNÉES
PHYSIOLOGIQUES POUR LA DISCRIMINATION DE SÉQUENCES

28 Nous calculons alors le taux de décharge en fonction du temps (exprimé en fenêtres) sur chaque électrode et nous sommons sur chaque essai les résultats obtenus, ce qui correspond à :

$$X_N(N_w, N_{Elec}) = \frac{\text{Nombre de potentiels d'action sur l'Electrode } N_{Elec} \in N_w}{\text{Taille}(N_w)} \quad (3.1)$$

avec N = Numéro de l'essai considéré
 N_{Elec} = numéro de l'électrode considérée
 X = taux de décharge de l'électrode
 N_w = numéro de la fenêtre considérée

Nous pouvons alors observer l'évolution de la décharge des neurones sur chaque électrode et ce en fonction du stimulus exposé à l'animal. Pour ceci, il nous suffit de considérer séparément le taux de décharge sur :

- toute la durée de la cible sur chaque essai
- toute la durée des références sur chaque essai, pondéré par le nombre d'apparitions de cette référence
- toute la durée d'apparition du TORC d'index i , pondéré par le nombre d'apparitions de ce TORC

Puis de moyenner les valeurs trouvées sur l'intégralité des essais. La formule est donc donnée par :

$$S_{stimulus}(N_w, N_{Elec}) = \sum_{N=1}^{\text{Nombre d'essais}} X_N(N_w, N_{Elec}) \quad (3.2)$$

avec N = Numéro de l'essai considéré
 N_{Elec} = numéro de l'électrode considérée
 X = taux de décharge de l'électrode

N_w = numéro de la fenêtre considérée

Le résultat peut alors être observé sur la figure 3.3.

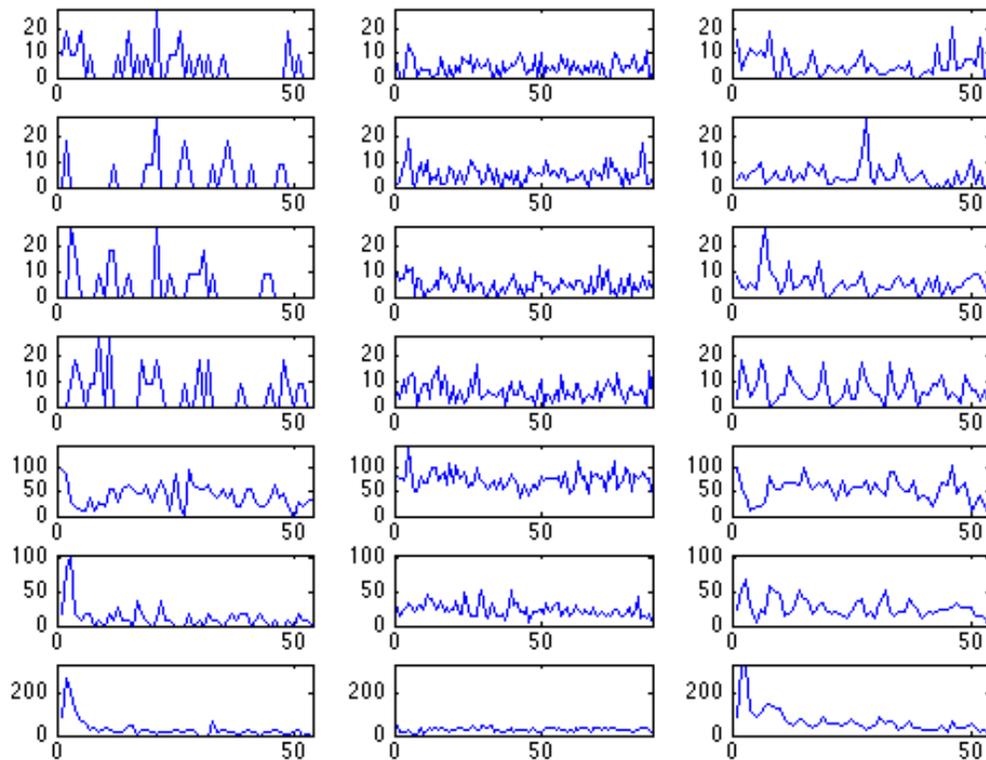


FIGURE 3.3 – Les taux de décharge moyennés sur chaque essai pour les électrodes 5 à 11 (en ligne de 1 à 7), pour chaque type de stimulus (1ère colonne = cible, 2ème colonne = TORCs, 3ème colonne = Références)

La première chose que l'on constate est que l'activité neuronale n'est pas la même pour toutes les électrodes, et que de si certaines semblent avoir un taux de décharge assez faible (au maximum 20 potentiels d'action par

CHAPITRE 3. MÉTHODES D'ANALYSE DE DONNÉES
PHYSIOLOGIQUES POUR LA DISCRIMINATION DE SÉQUENCES

30 seconde), d'autres ont une activité plus forte, comme ici, pour les 3 dernières électrodes (maximum atteint à 200 potentiels d'action par seconde). Ceci peut être expliqué par le fait que comme les électrodes présentes sur la tige ne sont pas disposées au même endroit et seule une partie de ces électrodes se retrouvent dans la couche IV du cortex auditif, la partie la plus active du réseau neuronal auditif. Cependant, on perçoit aussi que les taux de décharge sur chaque électrode ont un comportement légèrement similaire dans leurs fluctuations. Nous pouvons alors calculer le taux de décharge global pour chaque stimulus, en moyennant l'activité cérébrale précédemment exposée sur toute les électrodes. La formule est alors donnée par :

$$S_{stimulus_{global}} = \sum_{N_{Elec}=1}^{\text{Nombre d'électrodes}} S_{stimulus}(N_w, N_{Elec}) \quad (3.3)$$

On peut observer sur la figure 3.4 que l'activité neuronale augmente et diminue de manière périodique, particulièrement sur les références. Ces fluctuations correspondent véritablement à l'enchaînement des clics de la séquence et nous permettent ici de constater que l'activité cérébrale évolue parallèlement au stimulus exposé.

La deuxième chose que l'on remarque est le taux de décharge moyen sur toutes les électrodes qui semble caractéristique du stimulus considéré. Pour vérifier cela, nous calculons le taux de décharge moyen sur l'intégralité des électrodes, avec la formule suivante :

$$S_{stimulus_{total}} = \sum_{N_{Elec}=1}^{\text{Nombre d'électrodes}} \sum_{N_w=1}^{L_{stimulus}} S_{stimulus}(N_w, N_{Elec}) \quad (3.4)$$

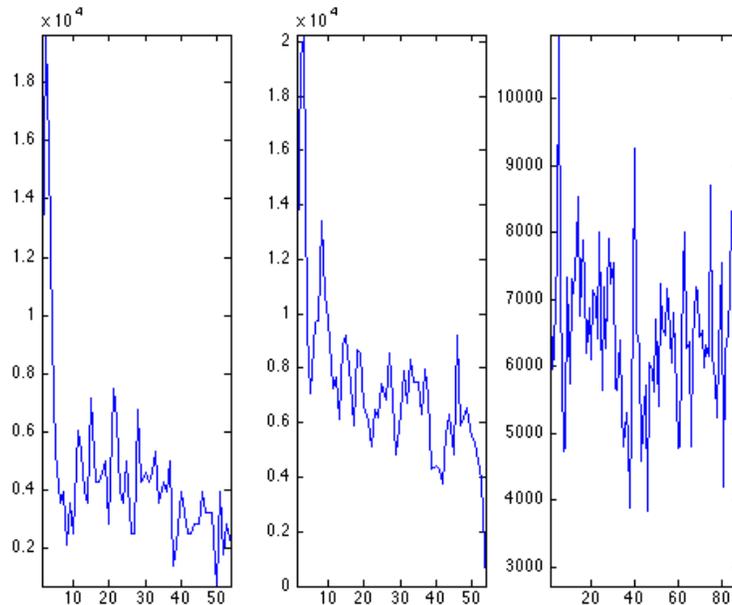


FIGURE 3.4 – Les taux de décharge moyennés à travers les électrodes pour chaque type de stimulus (1ère colonne = Cible, 2ème colonne = Références, 3ème colonne = TORCs)

Le résultat peut être observé sur la figure 3.5. On constate que l'activité neuronale est foncièrement différente en fonction du type de stimulus auquel l'animal est exposé. Ceci peut être expliqué par le fait que le cortex auditif ne coderait pas les différentes informations de la même manière, particulièrement dans le cas d'un conditionnement et aurait tendance à séparer les différents types de stimulus perçus en les codant grâce à des séquences neuronales disposant de taux de décharge moyens assez différents, pour assurer la distinction entre ces stimulus et éviter toute confusion. C'est la traduction de la théorie avancée par Gilles LAURENT, qui avance l'hypothèse que les réseaux neuronaux sont soumis à l'influence d'attracteurs qui font converger les taux de décharge des neurones vers des valeurs particulières

CHAPITRE 3. MÉTHODES D'ANALYSE DE DONNÉES
PHYSIOLOGIQUES POUR LA DISCRIMINATION DE SÉQUENCES
ADDITIVES

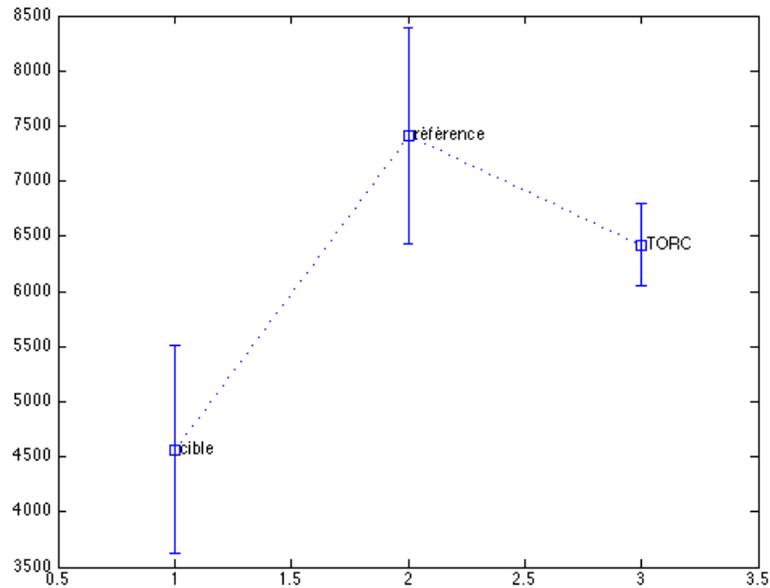


FIGURE 3.5 – Taux de décharge moyens sur l'ensemble de la longueur de chaque stimulus.

en fonction du stimulus alors perçu.

Afin de mieux observer le comportement des neurones sur la durée du stimulus, étudions séparément l'activité neuronale au niveau du démarrage du stimulus (5 premières fenêtres) et après le démarrage, indépendamment de celui-ci. Le résultat peut être observé sur la figure ???. On constate que les valeurs moyennes des taux de décharge ne sont plus différents les uns des autres : les trains d'impulsion (cible et références) bénéficient d'un démarrage bien plus fort que les TORCs et semblent se situer dans des ordres de grandeurs similaires, qui sont bien plus forts que ceux des TORCs. On peut y voir une expression de l'attention de l'animal plus portée sur les impulsions que sur les TORCs et la traduction de la similarité des séquences

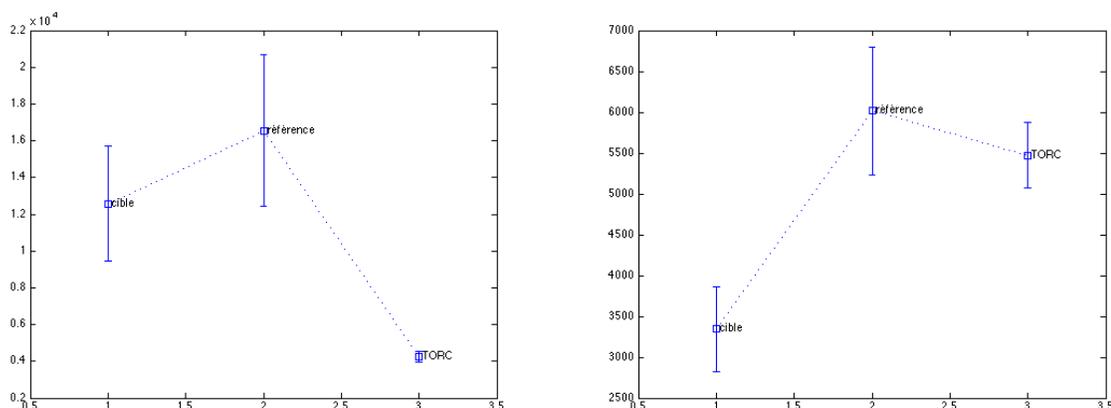


FIGURE 3.6 – Inclure ici une vraie capture de FiringRates

d'impulsions sur le départ (l'animal n'a entendu que la première impulsion à cet instant). Toutefois, sur le reste de la durée du signal, seule la cible semble véritablement se démarquer des 2 autres stimuli, ce qui peut être interprété comme une focalisation de l'attention sur la cible, plus que sur les autres types de stimuli, qui se trouvent alors relégués dans des niveaux de taux de décharge similaires.

3.4 Analyse en Composantes Principales

Dans le cas de notre expérience, nous souhaitons observer la traduction neuronale de la discrimination entre les trains d'impulsions et les TORCs et si possible entre les séquences références et la séquence cible dans tous les essais, dans le cas d'un comportement actif (l'animal lèche le tuyau dans le cas de l'exposition de la séquence cible). Pour cela, nous disposons d'un ensemble de données sur l'activité neuronale du cortex auditif d'un animal soumis à une tâche, obtenu grâce à un lot de N électrodes, comme expliqué dans la section précédente. Cependant, il nous est difficile de comprendre de manière simple les interactions des potentiels d'action détectés sur chacune des électrodes et ainsi pouvoir interpréter les données en fonction du

CHAPITRE 3. MÉTHODES D'ANALYSE DE DONNÉES
PHYSIOLOGIQUES POUR LA DISCRIMINATION DE SÉQUENCES
34 stimulus qui les inspire, notamment à cause du nombre d'électrodes (dont
AUDITIVES (dont
chacun constitue une variable à part entière).

La solution alors proposée consiste à utiliser l'*analyse en composantes principales*, afin de réduire le nombre de variables nécessaires à l'observation d'une caractérisation de l'activité neuronale.

L'analyse en composantes principales est une méthode permettant d'exprimer un ensemble de données représentées sur N variables corrélées entre elles dans un nouvel espace, défini sur N composantes dites "*principales*", décorréelées et permettant ainsi de représenter les données de départ dans un espace où chaque composante, indépendante des autres, traduit les dépendances des variables de départ. Ainsi, si le rôle et l'importance de chaque électrode paraissent peu clairs dans l'espace de départ, il est beaucoup plus simple à comprendre dans l'espace des composantes principales et permet une interprétation plus simple de la signification des variables initiales.

Pour ce faire, nous utiliserons la fonction *PCA.m* fournie dans la toolbox *stats* de *Matlab*, qui nous épargnera également de nombreux calculs complexes, sur des données de grande taille. Le résultat de la fonction est une matrice M , carrée de taille $N \times N$, qui servira de matrice de passage de l'espace initial des électrodes à l'espace des composantes principales. La fonction *PCA.m* prend en entrée principale une matrice de taille $N \times L$ ($L > N$), qui servira de base de calcul pour définir l'espace d'arrivée. Notons donc aussi qu'en fonction des données qui seront fournies à la fonction, le résultat pourra varier, aussi bien dans l'allure même de la projection, que dans sa précision (ou variance). Nous allons expliquer ce point dans le paragraphe suivant.

Les données initiales $S_{stimulus}(Nw, N)$ de chaque essai sont alors concaténées en ligne pour former un vecteur V de taille $N \times K$, avec K s'exprimant

comme :

$$K = \sum_{j=1}^{\text{Nombre d'essais}} (N_{ref_j} \times L_{ref} + N_{TORC_j} \times L_{TORC} + L_{cible}) \quad (3.5)$$

$$V = \begin{pmatrix} S_{cible_1}(1) & S_{ref_1}(1) & S_{TORC_1}(1) & \dots & S_{cible_N}(1) & S_{ref_N}(1) & S_{TORC_N}(1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \vdots \\ S_{cible_1}(N_{Elec}) & S_{ref_1}(N_{Elec}) & S_{TORC_1}(N_{Elec}) & \dots & S_{cible_N}(N_{Elec}) & S_{ref_N}(N_{Elec}) & S_{TORC_N}(N_{Elec}) \end{pmatrix} \quad (3.6)$$

avec $L_{stimulus}$ = la longueur du stimulus considéré, en nombre de fenêtres

$S_{stimulus_N}(N_E)$ = le taux de décharge pour le stimulus considéré, durant l'essai N, sur l'électrode N_E .

N_{Elec} = le nombre d'électrodes utilisées.

$N_{stimulus_j}$ = le nombre d'apparition du stimulus durant l'essai N.

On projette alors les données dans le nouvel espace par simple multiplication entre la matrice V et la matrice de passage M , donnant ainsi le vecteur V_{ACP} , représentation des données contenues dans V dans l'espace des composantes principales.

$$V_{ACP} = V^T \times M \quad (3.7)$$

L'intérêt majeur de la méthode de l'analyse en composantes principales réside dans la classification des nouvelles composantes du vecteur V_{ACP} . En effet, les premières composantes de V_{ACP} représentent les axes de projection garantissant la meilleure conservation de la variance par rapport aux données de départ : il est ainsi possible de représenter l'évolution d'un système à N variable avec un nombre inférieur de variables, qui donnent alors une

CHAPITRE 3. MÉTHODES D'ANALYSE DE DONNÉES
PHYSIOLOGIQUES POUR LA DISCRIMINATION DE SÉQUENCES

36 approximation plus ou moins *fidèle* des observations initiales. Cette notion de variance peut être calculée grâce à la fonction *PCA.m* grâce à une valeur de sortie appelée *LATENT* (vecteur *VARIANCE* de taille *N*, exprimant le taux de variance contenu dans chaque composante) et interprétée en calculant la variance cumulée pour le nombre de composantes principales utilisées par la formule suivante :

$$\text{Variance Cumulee}(N_c) = \sum_1^{N_c} \text{VARIANCE}(N_c) \quad (3.8)$$

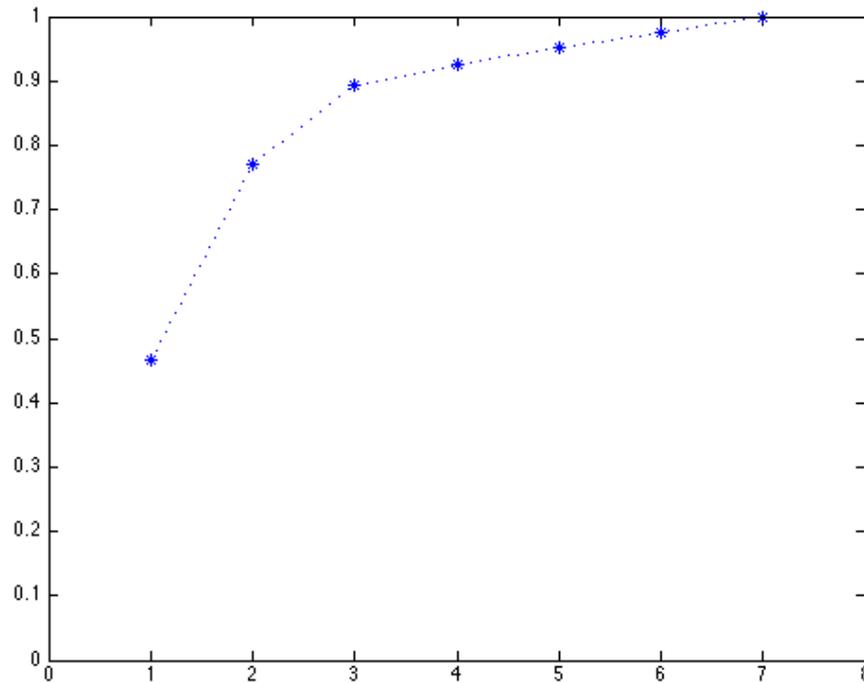


FIGURE 3.7 – Évolution de la variance cumulée en fonction du nombre de composantes principales utilisées pour notre analyse. On constate que pour 3 électrodes, la variance atteint environ 90% de significativité par rapport aux données contenues sur les *N* électrodes de la session.

On peut constater dans la figure 3.7 que 90% de la variance initiale est conservée après la projection dans l'espace des composantes principales en ne prenant en compte que les 3 premières composantes du vecteur V_{ACP} . Ceci nous permet donc d'approximer à 10% près le comportement d'un système à N variables (ici $N = 11$) avec seulement 3 dimensions. Cette réduction de N à 3 dimensions est cruciale pour le reste de notre étude, car nous allons dès à présent projeter dans le repère formé par les 3 premières composantes principales les différentes combinaisons de taux de décharge sur les N électrodes précédemment obtenues lors de l'acquisition des potentiels d'action neuronaux. Pour l'exemple suivant, nous calculerons la matrice de coefficients M uniquement à partir des données relatives aux trains d'impulsions. La représentation des données dans cet espace peut être observée sur la figure 3.8.

Ces figures contiennent un très grand nombre de points (38776). Chaque point représente ici la projection de la combinaison des taux de décharge sur les N électrodes dans une fenêtre Nw . Grâce à la fonction matlab *unique.m*, nous dénombrons un ensemble de 414 combinaisons différentes présentes dans le vecteur. Cependant, il apparaît sur la figure qu'un nombre inférieur de combinaisons semble être réellement significatives dans l'espace des composantes principales. Ceci peut être expliqué par le fait que l'analyse en composantes principales favorise grandement les variables ayant une plus forte activité que les autres (maximum de vraisemblance). La variance des observations étant principalement déterminée par les électrodes présentant un taux de décharge supérieur, les résultats de l'analyse sont donc plus influencés par les valeurs prises par ces électrodes que par les autres. Ici, comme on peut le voir sur la figure ??, les 3 dernières électrodes (en bas de chaque colonne) présentent un taux de décharge de 5 à 10 fois supérieur aux autres électrodes. On peut donc dès à présent prédire que ce seront ces électrodes qui influenceront principalement les résultats de l'analyse.

Les valeurs des taux de décharge étant discrets, on observe que la projection des données dans l'espace des composantes principales forme ce qui peut s'apparenter à une grille, dont on déduit qu'elle représente les différentes combinaisons prises par les électrodes *significatives* du lot initial de N électrodes. C'est dans cet espace tridimensionnel que nous allons à présent travailler afin de déterminer l'influence des stimuli sur l'activité neuronale du cortex de l'animal.

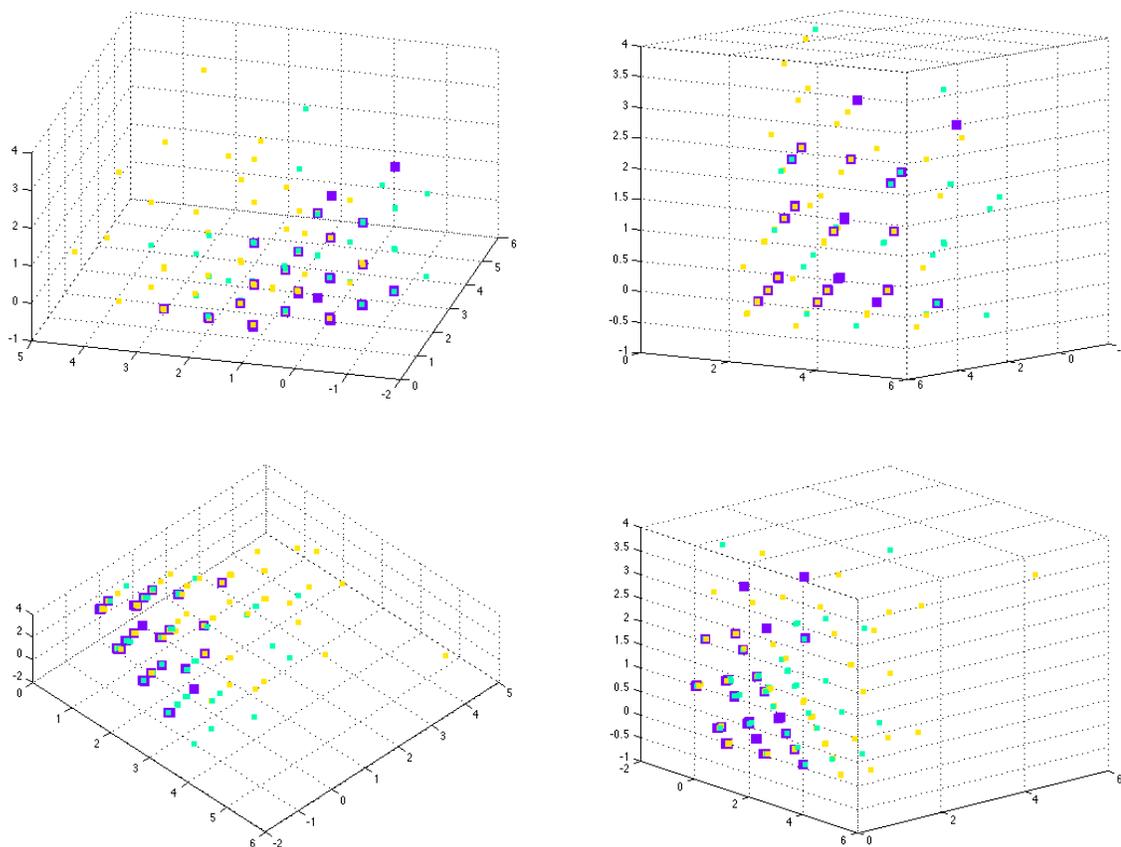


FIGURE 3.8 – Différentes vue de la projection des données utilisées dans l'espace des composantes principales. Les points violets correspondent aux données relatives à la cible des essais, les points bleu clair aux données relatives aux références et les points jaunes aux données relatives aux TORCs présents dans chaque essai. Ces figures contiennent 38776 points placés de manière régulière dans le repère et forment une grille principalement représentative des électrodes significatives selon l'analyse effectuée.

3.5 Identification des regroupements des données par l'algorithme des K-moyennes

Afin d'identifier les coordonnées dans l'espace initial des N électrodes correspondant aux regroupements observés à l'oeil nu, nous allons utiliser une approche de dichotomisation par l'algorithme des K-moyennes, très utilisé dans la résolution de problèmes de séparation d'ensembles.

L'algorithme des K-moyennes est une méthode de partitionnement dans un nuage de points, autour de K centroïdes initialement placés de manière aléatoire. L'algorithme tente à chaque itération de modifier le placement des centroïdes de telle manière à réduire la distance entre eux et les points composant un hypothétique ensemble local. On cherche à minimiser un critère I dont la valeur à chaque itération est donnée par :

$$I = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^n \|x_i^{(k)} - \mu_k\|^2 \quad (3.9)$$

L'algorithme s'arrête quand la valeur de I demeure inchangée malgré les itérations.

Afin d'optimiser le partitionnement des données et la détection des différents regroupements, nous appliquerons l'algorithme dans des représentations successives des taux de décharge sur les électrodes, calculés avec un taille de fenêtre décroissante. À chaque nouveau partitionnement, nous réutiliserons les positions des centroïdes précédemment calculés afin d'affiner leur positionnement jusqu'au fenêtrage final (fenêtre de 10 ms). Le résultat obtenu nous permet de nous rendre compte de l'aspect quadrillé de la projection des données dans l'espace des composantes principales.

Nous pouvons alors classer les différents points en fonction de leur groupe d'appartenance par l'identification du cluster correspondant à l'ensemble

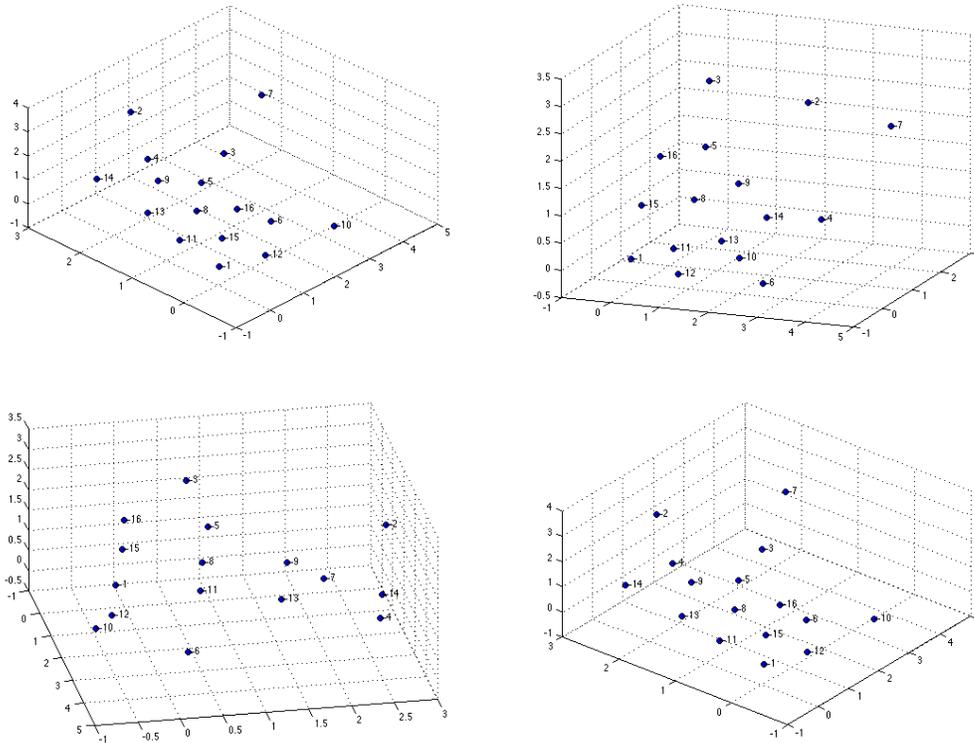


FIGURE 3.9 – Représentation dans l'espace des composantes principales des centroïdes déterminés par l'algorithme des K-moyennes sur les données du vecteur V_{ACP} . Les centroïdes permettent de fixer de manière assez précises les positions des regroupements autour du centroïde principal (centroïde 1), en particulier les centroïdes 8, 11, 12, 13, 15, 16. Plus on s'éloigne de ces centroïdes, plus on perd en précision sur la localité des regroupements.

*CHAPITRE 3. MÉTHODES D'ANALYSE DE DONNÉES
PHYSIOLOGIQUES POUR LA DISCRIMINATION DE SÉQUENCES*

⁴² considéré. Les données projetées dans l'espace des composantes principales ^{AUDITIVES} étant classées dans le vecteur V_{ACP} dans le même ordre que leur correspondantes dans le vecteur V , nous pouvons alors déterminer la moyenne des taux de décharge sur les N électrodes pour les points étant contenus dans un sous-ensemble défini par un centroïde k , par simple correspondance d'index dans les 2 vecteurs. Dans l'exemple considéré, les taux de décharge moyens correspondants aux 6 premiers centroïdes et rangés par ordre de taille de population sont les suivants :

```
cluster 1, 32051 éléments
Columns 1 through 7
0.0118 0.0070 0.0076 0.0090 0.0068 0.0076 0.0076
Columns 8 through 11
0.0073 0 0 0
cluster 11, 2661 éléments
Columns 1 through 7
0.0304 0.0132 0.0158 0.0173 0.0169 0.0184 0.0154
Columns 8 through 11
0.0267 1.0000 0 0
cluster 12, 2061 éléments
Columns 1 through 7
0.0335 0.0146 0.0189 0.0194 0.0131 0.0165 0.0218
Columns 8 through 11
0.0247 0.1674 0.0776 1.0922
cluster 15, 737 éléments
Columns 1 through 7
0.0366 0.0149 0.0149 0.0190 0.0122 0.0176 0.0231
Columns 8 through 11
0.0312 0 1.0000 0
cluster 13, 448 éléments
Columns 1 through 7
0.0491 0.0201 0.0201 0.0112 0.0156 0.0179 0.0290
Columns 8 through 11
0.0357 2.0000 0 0.1473
cluster 8, 307 éléments
Columns 1 through 7
```

0.0489 0.0195 0.0163 0.0423 0.0489 0.0261 0.0391

Columns 8 through 11

0.0684 1.0000 1.0000 0.2704

On constate que la plupart des taux de décharge moyens locaux sont presque nuls sur toutes les électrodes, sauf sur les 3 dernières (c'est-à-dire ici celles situées le plus au centre de la zone A1 du cortex auditif et ayant le plus fort taux de décharge moyens), ce qui confirme l'idée que ces électrodes sont les plus significatives dans la résolution du code neuronal. À l'inverse, on constate que l'ensemble le plus peuplé correspond à une activité nulle sur ces électrodes. Cet ensemble nous permet de regrouper les fenêtres correspondant aux instants d'inactivité de ces électrodes et qui nous sont inutiles. Nous supprimerons par la suite cet ensemble de points afin de ne garder que les périodes d'activité réellement significatives pour notre étude.

Grâce au partitionnement et l'épuration des données effectués, nous pouvons poursuivre notre étude et observer la répartition des données en fonction du type de stimulus qu'elles représentent.

3.6 Observation de la répartition des données en fonction de la nature du stimulus

Dans cette partie, nous souhaitons nous intéresser à l'effet de la nature du stimulus sur l'activité neuronale et visualiser un éventuel effet de discrimination entre TORCs, références et cibles. Pour cela, nous allons considérer pour chaque stimulus, dans chaque essai, sa position moyenne dans l'espace des composantes principales. La position moyenne du stimulus considéré est déterminée à partir de son barycentre correspondant ses coordonnées sur les axes des 3 premières composantes principales, ce qui peut être résolu en calculant simplement la moyenne des valeurs présentes sur les 3 dimensions :

$$\begin{aligned}
 G_i &= \{G_{x_i}; G_{y_i}; G_{z_i}\} \\
 \text{avec } G_{x_i} &= \sum_{j=1}^n X_{x_{j,i}}/n \\
 G_{y_i} &= \sum_{j=1}^n X_{y_{j,i}}/n \\
 G_{z_i} &= \sum_{j=1}^n X_{z_{j,i}}/n
 \end{aligned} \tag{3.10}$$

Avec G_i le barycentre du groupe i des n composantes de coordonnées $\{X_{x_{j,i}}, X_{y_{j,i}}, X_{z_{j,i}}\}$.

Précisons que pour chaque essai, on prend la moyenne des barycentres calculés pour l'intégralité des références et des TORCs, tandis que la cible (unique à chaque essai) n'est représentée que par son seul barycentre. On représente alors les barycentres calculés pour chaque stimulus dans le repère des 3 premières composantes principales (voir figure 3.10).

Ces figures nous permettent de tirer de multiples conclusions :

- On constate que les barycentres correspondant aux taux de décharge moyens de chaque stimulus se "regroupent" localement en fonction de la nature du stimulus qui les définit dans l'espace des composantes principales. La localisation de ces barycentres est donc dépendante d'un taux de décharge caractéristique dans le cortex auditif dû à la nature même du stimulus qui les provoque. Ceci est principalement visible sur le cloisonnement entre le groupe des TORCs et celui des références, qui forment véritablement 2 groupes clairement séparés.
- Le nombre plus élevé de références et de TORCs dans chaque essai favorise un partitionnement efficace de leur barycentre, tandis que le

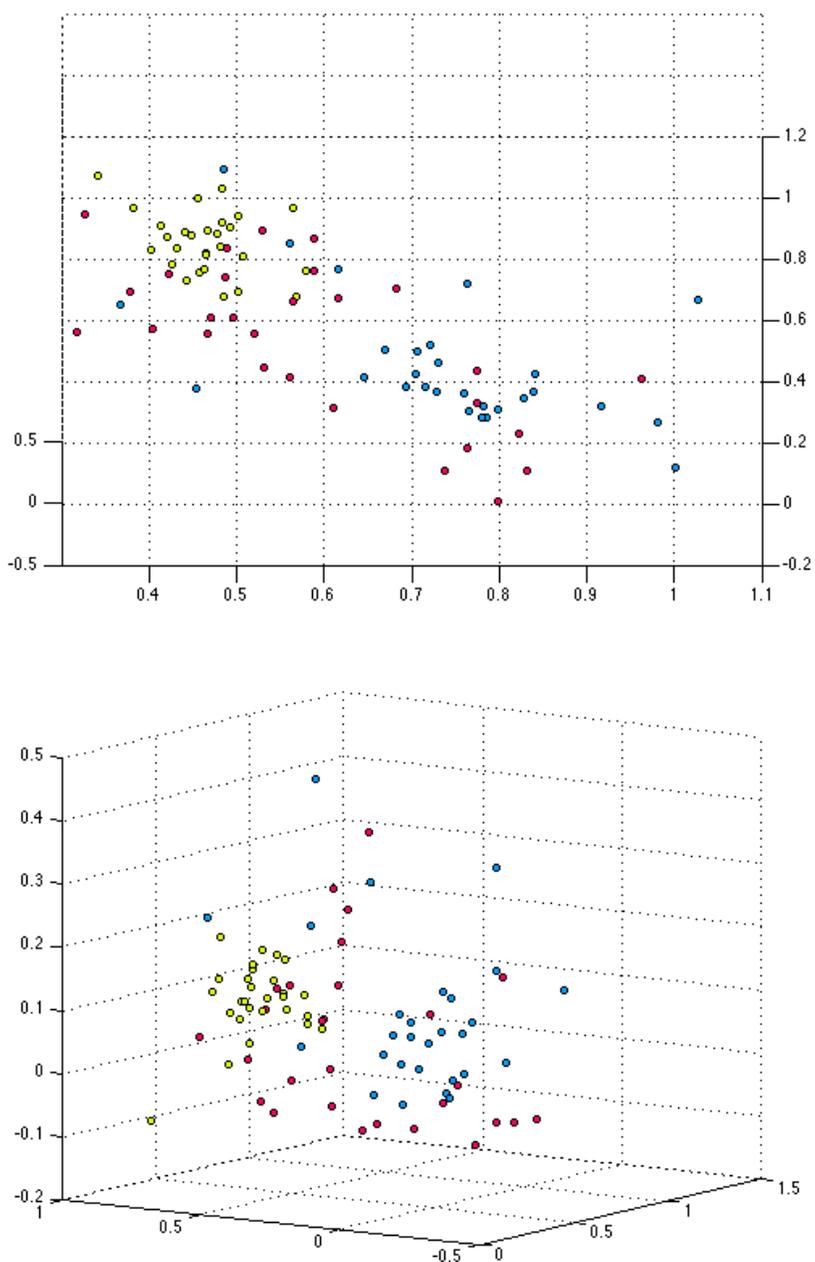


FIGURE 3.10 – Projection dans l'espace des composantes principales des barycentres pour chaque stimulus à chaque essai (en rose, les cibles, en jaune les TORCs, en bleu les références). On peut constater une tendance au cloisonnement entre les différentes catégories de stimulus.

CHAPITRE 3. MÉTHODES D'ANALYSE DE DONNÉES
PHYSIOLOGIQUES POUR LA DISCRIMINATION DE SÉQUENCES

46 manque de données sur la cible provoque un étalement spatial moins ^{AUDITIVES} précis et ordonné. On constate aussi que, bien que les TORCs soient tous différents les uns des autres, ils se retrouvent toutefois inscrits dans une zone précise du repère. Cela peut être interprété comme la preuve que l'attention que l'animal porte sur les sons entendus varie en fonction de la nature même du stimulus, ce qui peut être vu comme un effet du conditionnement effectué lors de l'entraînement de l'animal.

- Bien que la représentation des barycentres de la cible dispose de moins de précision que les références et les TORCs, les zones dédiées à chaque stimulus demeurent relativement hermétiques les unes des autres. L'étalement des données de la cible dans l'espace peut donc aussi être vu comme une utilisation d'un plus large panel de combinaisons neuronales, comme si le cortex auditif était optimisé pour sa reconnaissance. Cela peut à nouveau être vu comme une traduction de l'effet du conditionnement de l'animal à la tâche qui lui est imputée.

Afin d'observer le partitionnement des données, nous pouvons calculer les centres de gravité de chaque groupe. Pour ceci, il nous suffit de calculer le barycentre de chaque groupe de point et de les représenter dans le même espace. Le résultat peut être observé sur la figure 3.11.

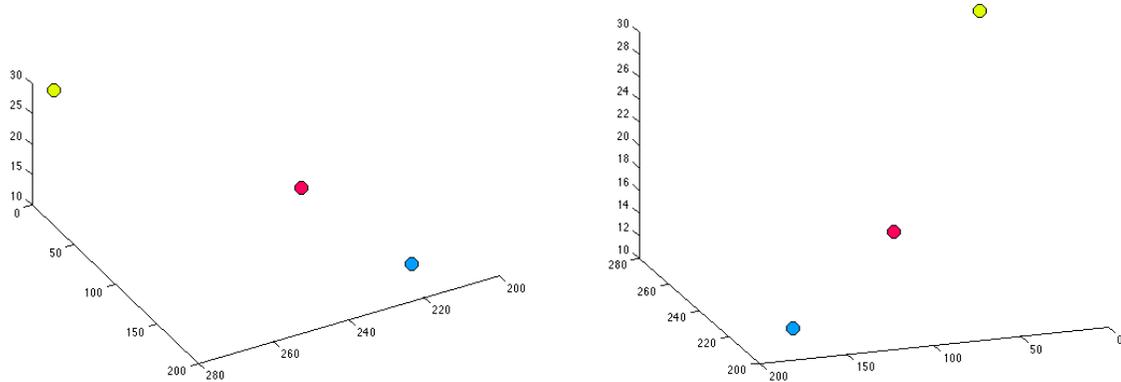


FIGURE 3.11 – Représentation des centres de gravité de chaque groupe de stimulus. En rose la cible, en jaune les TORCs, en bleu les références.

On constate que les positions moyennes de chaque groupe sont assez espacées entre elles, sauf pour celle de la cible qui se retrouve malgré tout assez proche du centre de gravité des références. Cependant cette séparation entre TORCs et trains d’impulsions est encourageante, car elle montre bien une séparation claire entre ces 2 types de stimuli. Intéressons-nous à présent aux distances entre les points de chaque groupe et les différents centre de gravité de ces groupes.

Le premier graphique de la figure 3.12 nous montre que, comme nous nous y attendions, les distances entre les barycentres de chaque stimulus et les différents centres de gravités sont assez faibles dans le cas des TORCs et des Références, mais que ceux de la cible ne sont pas aussi cloisonnés que pour les 2 groupes précédents. On procède alors à une distribution par substitution, où les points sont redistribués aléatoirement 50 fois pour chaque groupe et leurs distances calculées par rapport à chaque centre. Cette méthode nous permet d’estimer la répartition globale du nuage de points autour des 3 centres de gravité, quel que soit leur stimulus d’ap-

⁴⁸partenance. On constate que les TORCs et les références ^{AUDITIVES} bénéficient d'un voisinage très dense dans le nuage de points, tandis que le centre de gravité des cibles ne semble pas jouer le rôle d'attracteur dans ce nuage. Enfin, nous calculons la matrice de significativité, qui nous permet de déterminer comme significativement différentes du hasard les distances de la première matrice de distance qui sont dans les 5% extrêmes (2.5% inférieures et 2.5% supérieures) de la distribution des substitution. On constate à nouveau que les groupes des TORCs et des références sont significativement cloisonnées, tandis que le groupe des cibles apparaît bien quant à lui peu significativement défini localement. Ceci peut être expliqué par 2 phénomènes : le manque de données sur la cible comparativement au nombre de TORCs et de références présents dans chaque essai, et la confusion apportée par le fort taux de décharge présent sur chaque électrode pour les trains d'impulsions (cibles et références).

3.7 Comportement des Barycentres au delà du démarrage

Afin de vérifier le comportement de l'activité neuronale au delà du démarrage sur chaque électrode, nous reproduisons les mêmes calculs que précédemment, en modifiant les temps de démarrage de chaque stimulus, afin de ne pas prendre en compte le fort taux de décharge constaté sur les électrodes lors de l'exposition des séquences de trains d'impulsions. Pour cela, il nous suffit de ne pas prendre en compte les taux de décharge contenus dans les 60 premières millisecondes de chaque stimulus (les 4 premières fenêtres). La répartition des barycentres dans l'espace des composantes principales peut être observé sur la figure 3.13.

On constate que les barycentres des 3 stimuli sont alors plus cloisonnés que sur les précédentes figures, malgré la plus grande proximité des

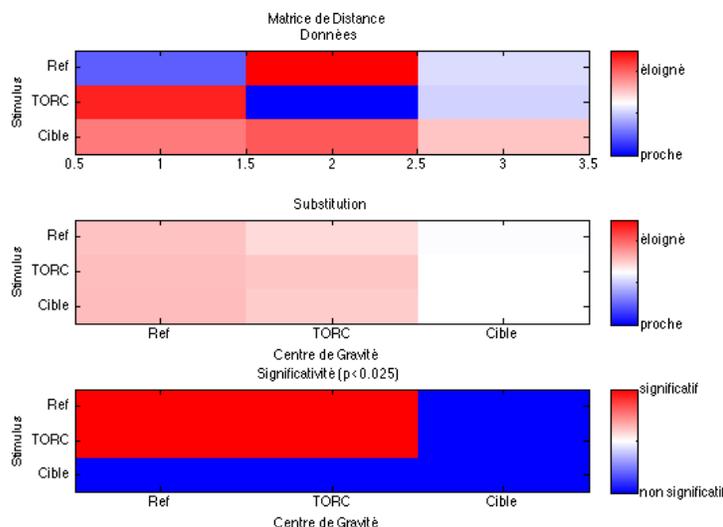


FIGURE 3.12 – Matrice de distance entre les points de chaque groupe (lignes) et les centres de gravité de ces groupes (colonnes), accompagné de la matrice de substitution pour chaque groupe/centre de gravité et la matrice de significativité résultante. Cette dernière matrice nous permet de vérifier la véracité des informations rapportées par la matrice de distance.

centres de gravité des 3 groupes. On voit aussi que les références et la cible ne semblent plus mêlées, bien que très proches. On calcule alors les mêmes matrices de distance et de significativité que dans la section précédente pour cette distribution (figure 3.14). On constate que les données des cibles de chaque essai sont alors significativement plus éloignées du centre de gravité des références et que les distances entre les 2 groupes de points sont significativement séparés l'un de l'autre. Une confusion peut apparaître entre les TORCs et les cibles, mais si on prend en compte les résultats de la précédente matrice de distance calculée, il apparaît que les informations des 2 matrices sont complémentaires : la première des matrices (incluant le démarrage neuronal) laisse entrevoir une bonne séparation entre les trains d'impulsion et les TORCs, tandis que la seconde montre qu'il y a aussi une dichotomie effectuée dans la catégorie des séquences d'impulsions, entre la

CHAPITRE 3. MÉTHODES D'ANALYSE DE DONNÉES
PHYSIOLOGIQUES POUR LA DISCRIMINATION DE SÉQUENCES
AUDITIVES

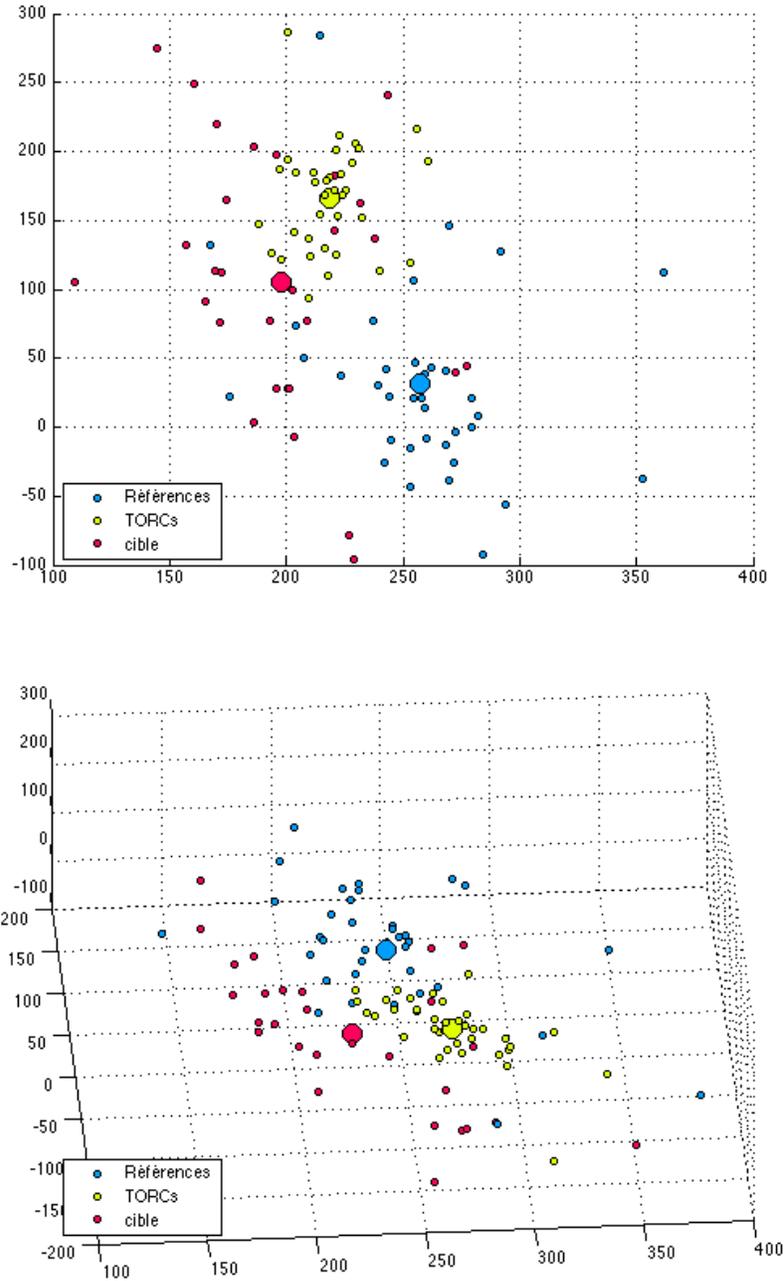


FIGURE 3.13 – Représentation des barycentres des stimulus pour chaque essai, ainsi que des centres de gravité correspondant à chaque groupe (cible, référence ou TORCs), sans tenir compte du taux de décharge au démarrage. On constate que les barycentres se séparent de manière plus significative et qu'une discrimination entre les 3 types de stimulus est alors possible.

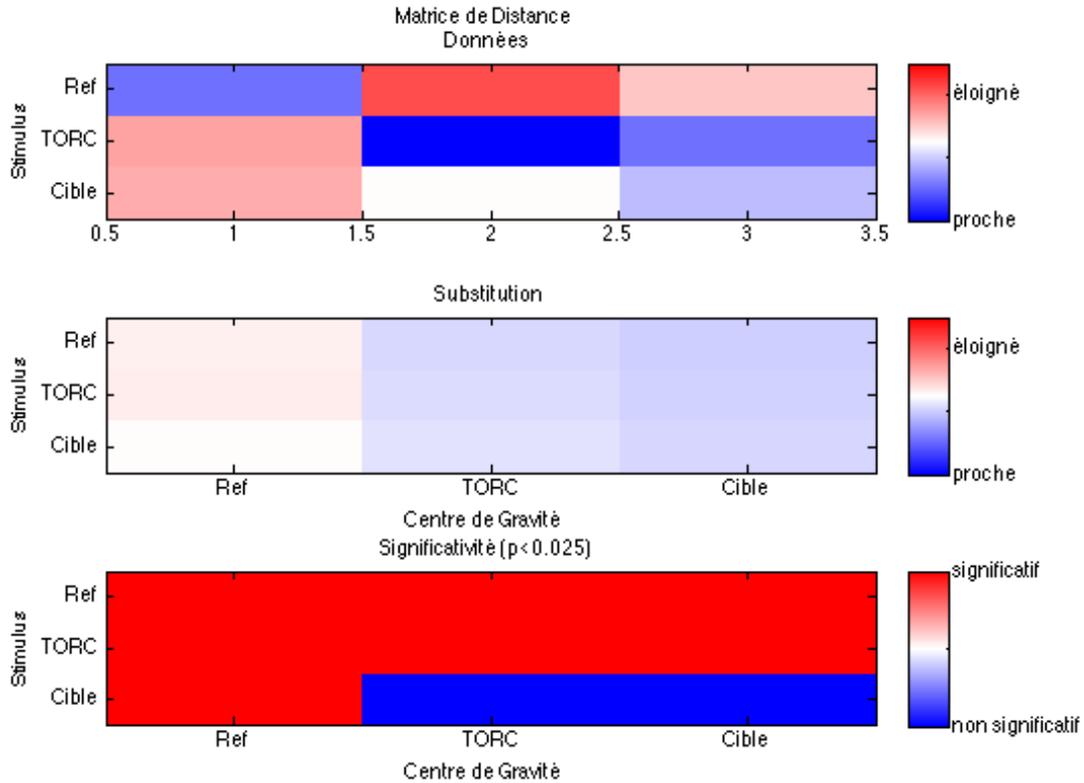


FIGURE 3.14 – Distance barycentres

cible et les références.

On peut en déduire que la discrimination est alors achevée à partir du moment où l'animal passe le seuil de la première impulsion, qui ne permet pas de distinguer les références de la cible. Par corrolaire, on peut supposer que les forts taux de décharge présents sur les références et la cible sont similaires de par la similarité des signaux alors perçus par l'animal et l'attention que celui ci leur porte afin d'effectuer une tâche de comparaison.

*CHAPITRE 3. MÉTHODES D'ANALYSE DE DONNÉES
PHYSIOLOGIQUES POUR LA DISCRIMINATION DE SÉQUENCES
AUDITIVES*

3.8 Application de la Méthode sur des Données Obtenues à l'État Passif

Afin de vérifier les interprétations que nous avons fait sur les parties précédentes de ce chapitre, nous allons les appliquer sur les données obtenues à partir d'autres sessions d'entraînement. Appliquons les méthodes vues précédemment sur la version passive des données obtenues lors de la session utilisée précédemment.

Dans un état passif, il n'est pas demandé à l'animal de lécher un tuyau et il n'y a pas de notion de récompense ou de punition, ni de réussite ou de fausses alarmes. Les acquisitions sont effectuées et utilisées de la même manière que pour la version active de cette session. Nous nous attendons donc à observer une distinction des stimulus plus orientée sur la nature du son même, que sur ce que le stimulus implique par la suite (punition ou récompense).

En analysant les graphiques représentant les taux de décharge moyen en fonction du stimulus présenté à l'animal, on constate que le réseau neuronal semble se comporter de manière similaire en état actif et en état passif : les démarrages semblent favoriser les trains d'impulsions, tandis que les TORCs semblent se stabiliser au même niveau que les références sur toute la durée du signal. On constate aussi que les valeurs pour chacun des stimuli semblent être du même ordre que leur version en état actif, sauf pour les TORCs qui bénéficient d'un taux de décharge après démarrage légèrement supérieur à sa version active.

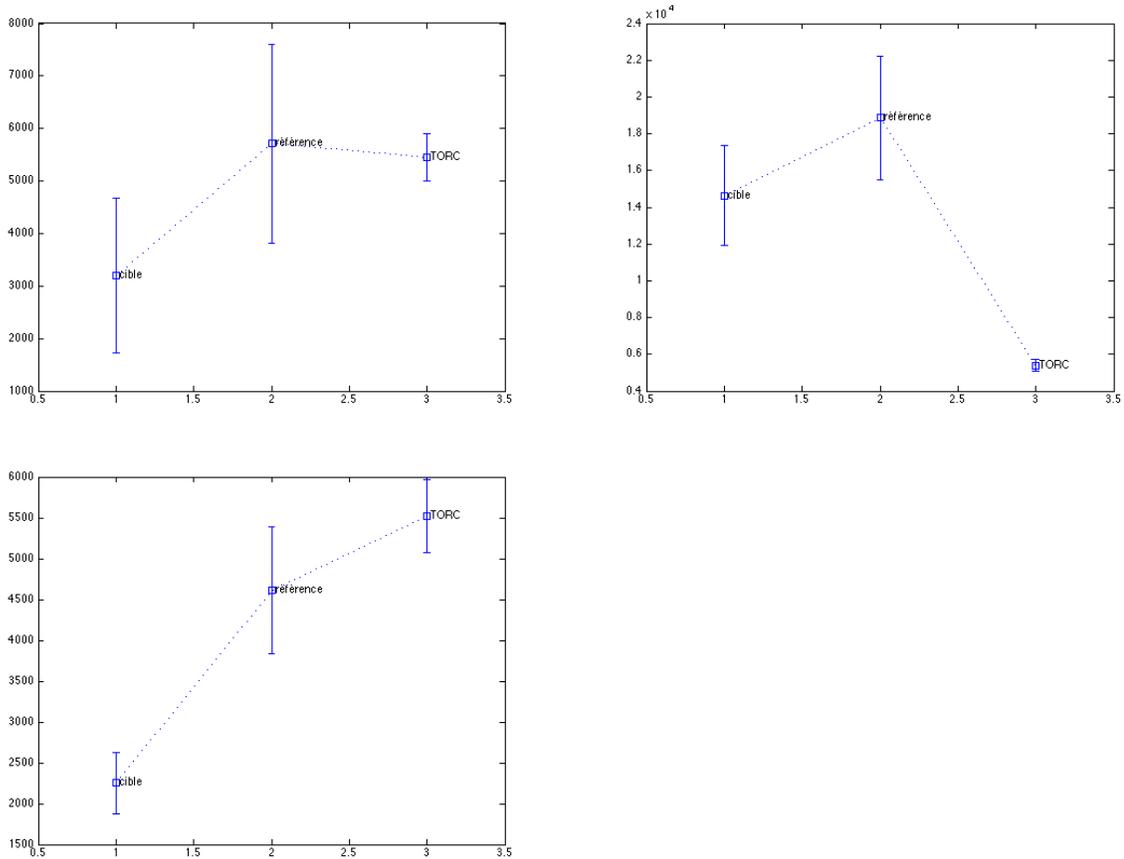


FIGURE 3.15 – Taux de décharge moyens sur l'intégralité des électrodes en fonction du type de stimulus considéré. La 1ère figure (en haut à gauche) représente cette valeur pour la totalité du signal, la deuxième (à droite) représente les taux de décharge pour le démarrage seulement, la 3ème (en bas) pour toute la durée du signal au delà du démarrage. Cible et références semblent toujours être confondues sur la période de démarrage, mais sont bien distinguées sur le reste du signal.

3.9 Résultats sur de Multiples Sessions

Reproduisons les mêmes méthodes sur des sessions différentes afin de vérifier nos interprétations. Sur les figures 3.17 et 3.19 sont représentés les

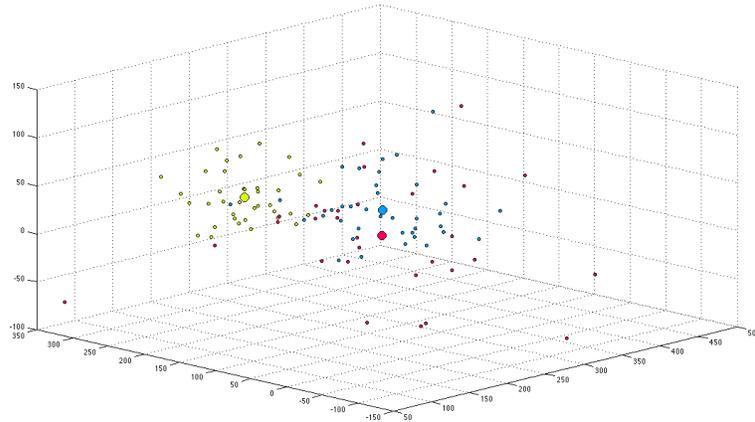
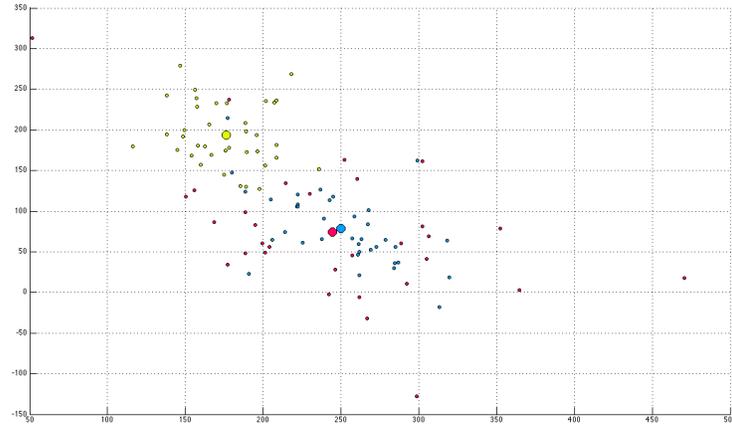


FIGURE 3.16 – Représentation des barycentres des stimulus pour chaque essai, ainsi que des centres de gravité correspondant à chaque groupe (cible, référence ou TORCs). On constate que les barycentres correspondant aux trains d'impulsions (cible et références) de chaque essai sont complètement mêlés entre eux, mais totalement séparés des TORCs.

résultats de la position des barycentres de chaque stimulus dans l'espace des composantes principales avec et sans les données pendant le démarrage (la première figure représente les données incluant les taux de décharge relatifs au démarrage).

Ne disposant pas de beaucoup de sessions valables, nous avons décidé de ne représenter que 2 tests qui nous semblent véritablement valables. En effet, les autres essais présentent des variances cumulées plafonnant à 60%, rendant toute projection dans l'espace des composantes principales totalement anarchique et donc inutilisable. Ceci peut être dû à un mauvais placement des électrodes, ainsi qu'à une mauvaise concentration de l'animal (faible taux de bonnes réponses, cumulé à un état de stress).

Le premier test (figure 3.17) est issu du même animal et semble présenter les mêmes conclusions que précédemment : les barycentres des différents stimulus sont localisés dans l'espace des composantes principales dans des zones précises, hermétiques les unes des autres. Le fait de séparer les données de celles contenues sur les démarrages (figure de gauche) accentue cette séparation.

Les données contenues sur les figures 3.19 sont issues d'un autre animal (Lemon), soumis au même test. On constate alors les mêmes observations que précédemment.

Hélas, le manque de données ne nous permet pas de prouver définitivement par la répétition de l'expérience que la méthode est bel et bien valable, mais ces 2 exemples laissent de bons espoirs pour sa future validation.

CHAPITRE 3. MÉTHODES D'ANALYSE DE DONNÉES
PHYSIOLOGIQUES POUR LA DISCRIMINATION DE SÉQUENCES
AUDITIVES

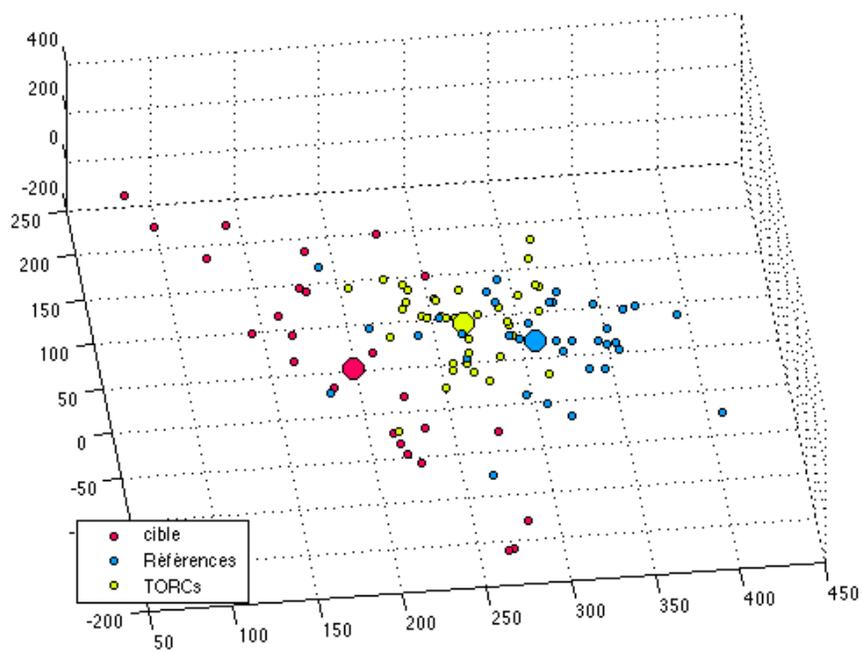
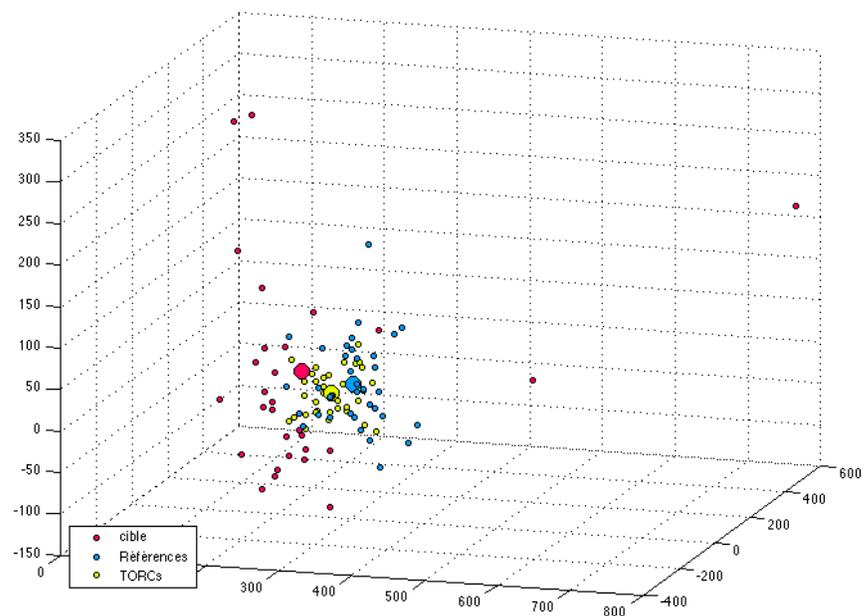


FIGURE 3.17 – Projection dans l'espace des composantes principales (calculées sur les données correspondant aux cibles et références de chaque essai) des données de Avocado31c17, en prenant compte ou non des 60 premières millisecondes de démarrage (la figure de gauche représente les données intégrant les démarrages, celle de droite en est délestée.)

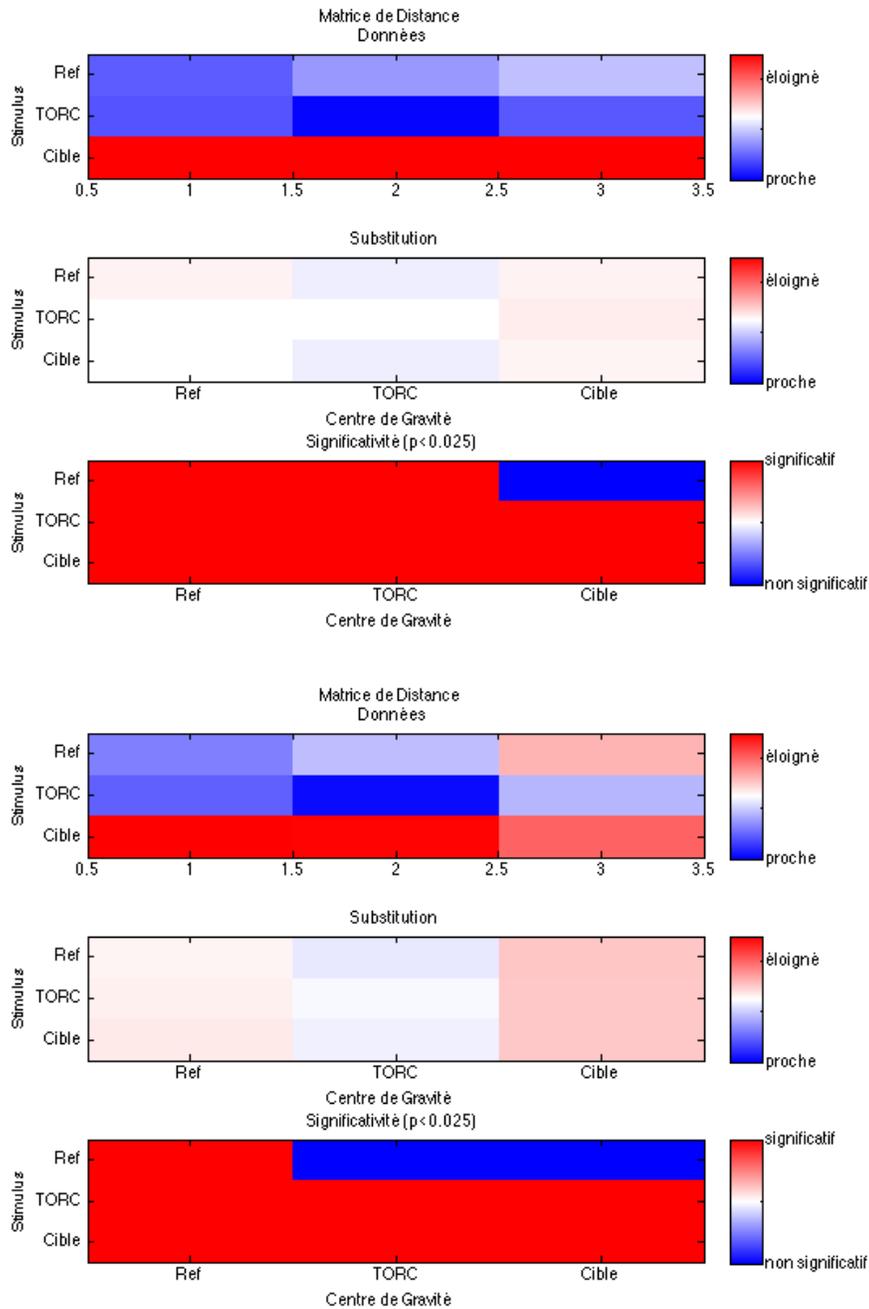


FIGURE 3.18 – En haut, les matrices de distance, substitution et significativité des données test issues de Avocado31c17 intégrant les 60 premières millisecondes de démarrage du stimulus. En bas, les matrices de distance, substitution et significativité des mêmes données, privées des 60 premières millisecondes de démarrage. On constate que le fait de retirer les données de ces 60 premières millisecondes n’augmente pas significativement le cloisonnement des 3 groupes, mais que malgré cela on parvient à regrouper les barycentres correspondants aux cibles contenues dans chaque essai et à mieux cloisonner le groupe des références par rapport au groupe des TORCs.

CHAPITRE 3. MÉTHODES D'ANALYSE DE DONNÉES
PHYSIOLOGIQUES POUR LA DISCRIMINATION DE SÉQUENCES
AUDITIVES

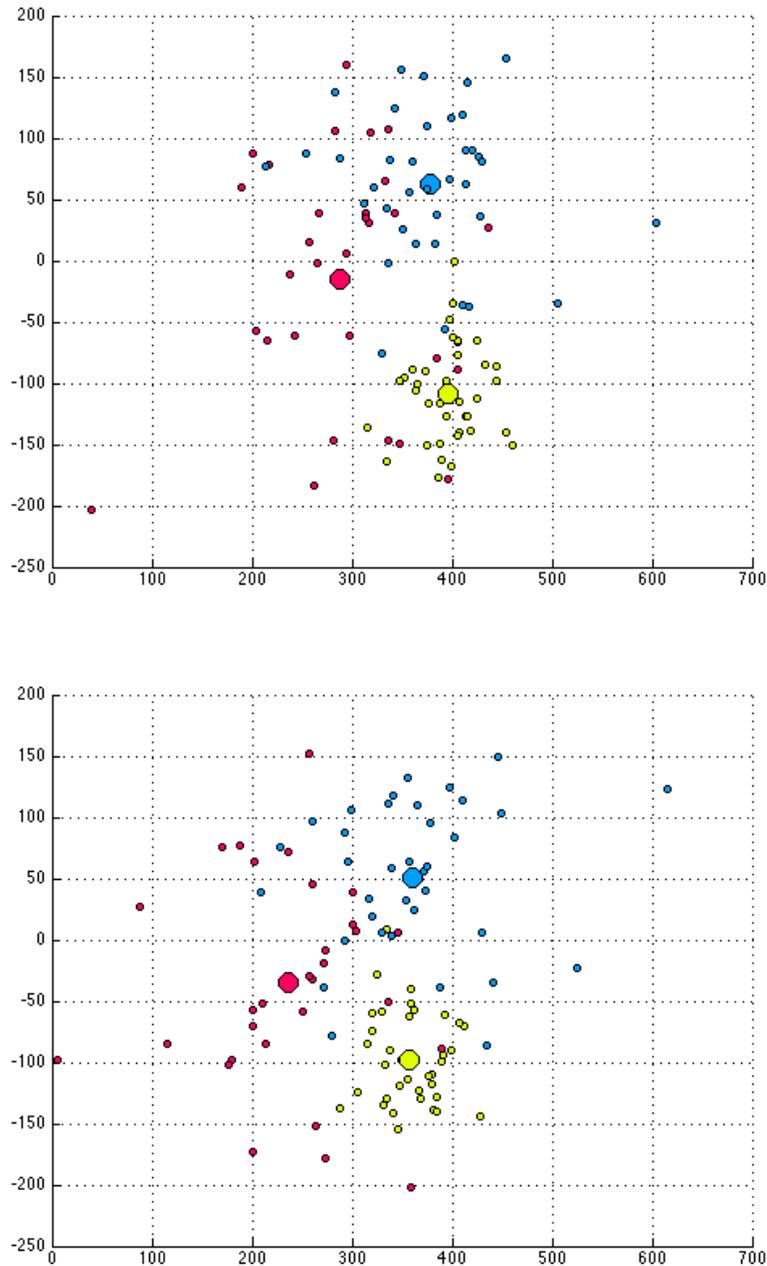


FIGURE 3.19 – Projection dans l'espace des composantes principales (calculées sur les données correspondant aux cibles et références de chaque essai) des données de Lemon25a15, en prenant compte ou non des 60 premières millisecondes de démarrage (la figure de gauche représente les données intégrant les démarrages, celle de droite représente en est délestée.)

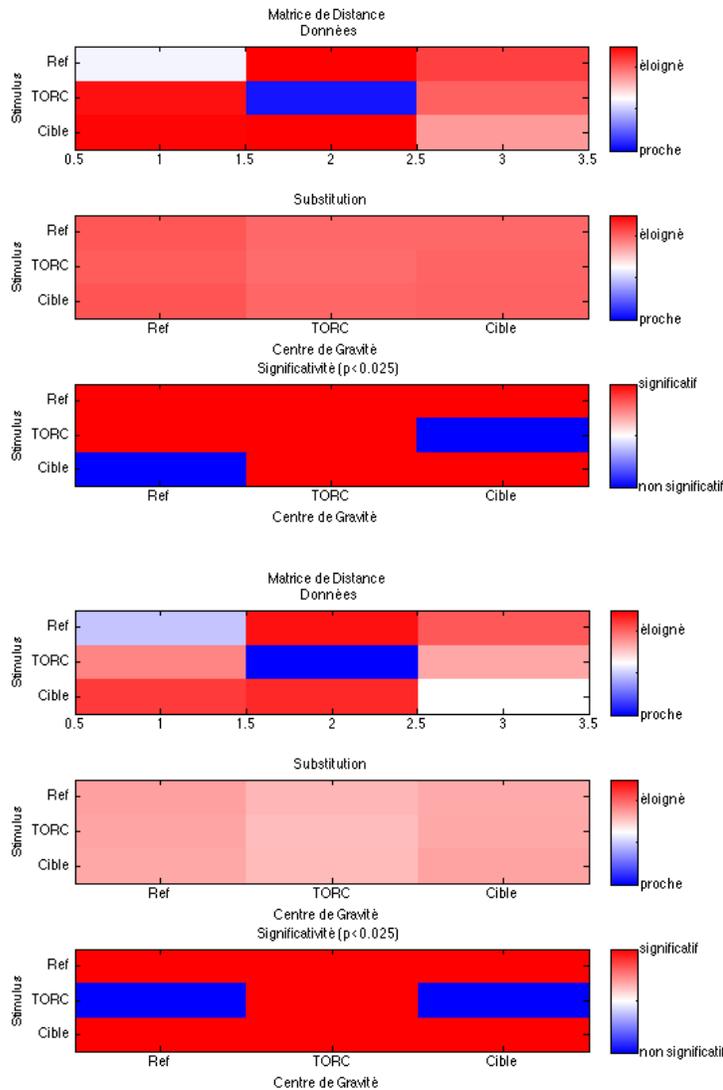


FIGURE 3.20 – En haut, les matrices de distance, substitution et significativité des données test issues de Lemon25a15 intégrant les 60 premières millisecondes de démarrage du stimulus. En bas, les matrices de distance, substitution et significativité des mêmes données, privées des 60 premières millisecondes de démarrage. On constate que les données privées du démarrage du stimulus ont tendance à créer des groupes de stimulus bien plus compacts (voir la diagonale de la matrice de distance) et mieux cloisonnés les uns des autres, tandis que la matrice de similarité semble confirmer que les résultats trouvés sont bien déterminants du comportement des taux de décharge dans le cote de l’animal : les cibles, références et TORCs forment des groupes caractéristiques et distincts au niveau de leur activité neuronale.

Chapitre 4

Discussion, Convergences et Perspectives d'Évolution du Projet

La méthode d'étude des données par l'analyse des composantes principales est un procédé intéressant qui permet de mettre facilement en lumière le comportement particulier de l'activité neuronale dans le cortex auditif en fonction du type de stimulus auquel un animal peut être exposé. Il permet notamment d'approcher de détecter de manière efficace les électrodes contenant les neurones significatifs du codage neuronal et les différentes combinaisons entre ces dernières pouvant composer une séquence neuronale. Le temps fut trop court pour nous concentrer sur cette partie, mais Gilles LAURENT a notamment approfondi cette méthode pour voir se dessiner dans l'espace des composantes principales des "motifs" récurrents et caractéristiques pour chaque type de stimulus, lorsque l'on s'intéresse à l'enchaînement des combinaisons de taux de décharge dans les électrodes. Cependant, si cette méthode fonctionne dans le cortex olfactif de l'animal, il est plus compliqué de faire ressortir de telles évidences dans le cortex auditif, notamment en raison d'une vitesse plus lente au niveau des taux de décharge, qui rend compliqué le fenêtrage utilisé pour le calcul des taux de

décharge. Le fonctionnement de l'information dans le cortex auditif reste à ce jour encore assez mystérieux et les méthodes de collecte et traitement des données sont encore à des stades d'avancement assez expérimentaux.

L'utilisation de détection de séquences comme les chaînes de Markov pourrait être une piste pour que, alors qu'un set de données est projeté et partitionné sur l'espace des composantes principales, rendant alors accessibles les combinaisons potentielles sur les électrodes significatives, l'on puisse remonter à la séquence neuronale caractéristique de l'information analysée et produite par le cortex auditif. Il serait peut être possible d'observer les mêmes conclusions que Gilles LAURENT et observer les fameux motifs séquentiels qu'il a pu mettre en lumière dans le fonctionnement du cortex olfactif. Cela pourrait être également l'occasion de comprendre le fonctionnement des interactions entre certaines zones du cortex qui sont encore pour l'instant méconnues.

Cependant, compte tenu des résultats encourageants sur l'application de cette méthode dans le cadre de la discrimination de séquences auditives, nous pensons qu'il serait fort intéressant de l'appliquer sur le paradigme exposé dans le 2ème chapitre de ce rapport. En effet, si nous connaissons aujourd'hui assez bien la répartition tonotopique du cortex auditif chez le furet, nous ne comprenons pas toujours très bien comment celui-ci fonctionne sur un aspect temporel du traitement de l'information. L'idée d'utiliser cette méthode pour comprendre la manière dont certaines zones du cortex auditif peuvent à la fois résoudre des problèmes de détection de fréquences absolues, tout en fournissant une information quant à l'organisation temporelle de séquences composées de sons différents nous pousse à espérer que l'application d'une telle méthode sur la détection et reconnaissance de mélodies pourrait grandement nous aider à comprendre le fonctionnement et l'interaction de certaines zones du cortex auditif, tout en donnant des informations sur la structuration de la mémoire à long terme dans cette zone

du cerveau, stimulée ici par le conditionnement répété d'une tâche associée à un stimulus précis.

L'application de telles recherches au fonctionnement de la "mémoire musicale" serait alors une entreprise des plus intéressantes. En effet, il a été prouvé que la musique possède des propriétés particulières quant à son utilisation de la mémoire et des souvenirs. Elle est par exemple très utilisée dans le traitement de personnes atteinte de la maladie d'Alzheimer, qui peuvent alors faire preuve de réactions pour le moins surprenantes et encourageantes quand ils sont confrontés à des chansons ou mélodies qu'ils ont entendues par le passé.

Autant d'un point de vue neurologique que psychologique, l'étude de la musique d'un point de vue cérébral semble une piste d'un grand intérêt scientifique.

Bibliographie

- [1] Pingbo Yin, Jonathan B. Fritz, Shihab Shamma, *Rapid Spectrotemporal Receptive Field Plasticity in Primary Auditory Cortex during Behavior*. The Journal of Neuroscience, 2014
- [2] Barbara A. Morrongiello, Sandra E. Trehub, Leigh A. Thorpe and Sandra Capodilupo, *Children's Perception of Melodies : the Role of Contour, Frequency, and Rate of Presentation*. The Journal of Experimental Child Psychology, 1985
- [3] Pingbo Yin, Jonathan B. Fritz, Shihab Shamma, *Do Ferrets Perceive Relative Pitch ?*. JASA, 2009
- [4] Yin, Mishkin, Sutter, Fritz, *Early Stages of Melody Processing : Stimulus-Sequence and Task-Dependent Neuronal Activity in Monkey Auditory Cortical Fields A1 and R*. The Journal of Neuroscience,
- [5] Jennifer K. Bizley, Fernando R. Nodal, Israel Nelken and Andrew J. King, *Functional Organization of Ferret Auditory Cortex*. Cerebral Cortex, Octobre 2005
- [6] D'Amato, M. R., and Salmon, D. P. , *Processing of complex auditory stimuli (tunes) by rats and monkeys (Cebus apella)*. 1984, Anim. Learn Behav. 10, 126–134.
- [7] Nima Mesgarani, Stephen V. David, Jonathan B. Fritz, and Shihab A. Shamma, *Influence of Context and Behavior on Stimulus Recon-*

- truction From Neural Activity in Primary Auditory Cortex*. September 2009, J Neurophysiol.
- [8] Nima Mesgarani, Edward Chang, *Selective Cortical Representation of Attended Speaker in Multi-Talker Speech Perception*. 2012, Macmilian Publisher.
- [9] D.J. Klein, D.A. Depireux, J.Z. Simon And S.A. Shamma *Robust Spectrotemporal Reverse Correlation for the Auditory System : Optimizing Stimulus Design* The Journal of Computational Neuroscience, 2000
- [10] Pingbo Yin, Kayla Kahn, Shihab Shamma, Jonathan Fritz *Comparison of Neuronal Responses in Ferret Frontal Cortex During Positive and Negative Versions of an Auditory Long-Term Pitch Memory Task* Poster abstract ARO 2013, ISR, University of Maryland College Park
- [11] Mark Stopfer Vivek Jayaraman and Gilles Laurent *Intensity versus Identity Coding in an Olfactory System* California Institute of Technology Division of Biology Computation and Neural Systems Program Pasadena, California 91125
- [12] Mark Stopfer Vivek Jayaraman and Gilles Laurent *Encoding and Decoding of Overlapping Odor Sequences* California Institute of Technology Division of Biology Computation and Neural Systems Program Pasadena, California 91125